

Universidade Federal do Rio de Janeiro

Escola Politécnica

Departamento de Eletrônica e de Computação

**Estimação do Índice IBOVESPA de Abertura A Partir de
Outros Índices Mundiais**

Autor:

Ricardo Honorato de Caldas Osório

Orientador:

Prof. Luiz Pereira Caloba, Dr. Ing.

Examinador:

Prof.^a Mariane Rembold Petraglia, Ph.D.

Examinador:

Prof. Edson Daniel Lopes Golçalves, D. Sc.

DEL

Outubro de 2008

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO

Escola Politécnica – Departamento de Eletrônica e de Computação

Centro de Tecnologia, bloco H, sala H-217, Cidade Universitária

Rio de Janeiro – RJ CEP 21949-900

Este exemplar é de propriedade da Universidade Federal do Rio de Janeiro, que poderá incluí-lo em base de dados, armazenar em computador, microfilmear ou adotar qualquer forma de arquivamento.

É permitida a menção, reprodução parcial ou integral e a transmissão entre bibliotecas deste trabalho, sem modificação de seu texto, em qualquer meio que esteja ou venha a ser fixado, para pesquisa acadêmica, comentários e citações, desde que sem finalidade comercial e que seja feita a referência bibliográfica completa.

Os conceitos expressos neste trabalho são de responsabilidade do(s) autor(es) e do(s) orientador(es).

DEDICATÓRIA

À minha família e meus amigos.

AGRADECIMENTO

Dedico este trabalho à minha família e amigos que sempre me auxiliaram com o apoio necessário à minha formação. Este agradecimento é apenas uma forma de retribuir a confiança em mim depositada.

RESUMO

Baseado na existência de dinamismo nos mercados de ações mundiais, este trabalho tem como intenção prever a variação do IBOVESPA de abertura a partir das informações de outros mercados acionários. Tal estimativa utilizará métodos de séries temporais, de estatísticas e de filtros.

Palavras-Chave: séries temporais, mercado de capitais, IBOVESPA, regressão linear, filtro.

ABSTRACT

Based on the existence of dynamism of stock market, this paper has intention to predict the variation of IBOVESPA using information the others stocks market around the world. This estimate will use methods of time series, statistics and filters.

Key-words: stock market, time series, linear regression, filter.

SIGLAS

IBOVESPA – Índice Bovespa

ORTN - Obrigações Reajustáveis do Tesouro Nacional

BC - Banco Central

CVM - Comissão de Valores Mobiliários

PIS/PASEP – Programa de Integração Social

BNDES - Banco Nacional do Desenvolvimento Econômico e Social

CMN - Conselho Monetário Nacional

ADR - *American Depositary Reciepts*

SEC - *Securities and Exchange Commission*

ARMA - *Auto Regressive Moving Averages*

ARIMA - *Auto Regressive Integrated Moving Averages*

AR - Auto-Regressiva

MA - Médias Móveis

AIC - Critério de Akaike

QMS - *Quantitative Micro Software*

VBA - *Visual Basic for Applications*

MAPE - *Mean Absolute Percentage Error*

RMSE - *Root Mean Square Error*

Sumário

Capítulo 1 - Introdução.....	1
Capítulo 2 - Histórico.....	2
a. Início das Bolsas de Valores.....	2
b. Bolsas Brasileiras.....	3
Capítulo 3 - Conceitos Básicos.....	6
a. Séries Temporais.....	6
b. Tendência.....	6
c. Sazonalidade.....	7
d. Componente Cíclica.....	7
e. Média.....	8
f. Variância.....	8
g. Covariância.....	9
h. Assimetria.....	9
i. Curtose.....	10
j. Modelos ARIMA e seus resíduos	10
k. Correlograma.....	13
l. Testes de Hipótese.....	14
Capítulo 4 - Metodologia.....	19
a. Processo.....	19
b. Ferramentas.....	33
Capítulo 5 - Estudo do Caso.....	36
a. Premissas.....	36
b. Estudos Preliminares.....	37
c. Resultados.....	41
Capítulo 6 - Conclusão e Trabalhos Futuros.....	54
a – Conclusão.....	54
b – Trabalhos Futuros.....	58
Apêndice A - Séries de Retorno.....	60
Apêndice B - Séries de Resíduos.....	63
Apêndice C - Correlação no Tempo.....	66
Apêndice D - Evolução do Investimento I.....	77
Apêndice E - Evolução do Investimento II.....	80
Apêndice F - Estudo do Investimento.....	86
Apêndice G - Desempenho utilizando Limites de Atuação.....	91

Lista de Figuras

Figura 1 – Ciclo de Identificação do Modelo	13
Figura 2 – Série de Preço do AEX-Index	21
Figura 3 – Série de Preço do Merval Index	21
Figura 4 – Série de Preço do BEL 20 Index	22
Figura 5 – Série de Preço do BOVESPA Index	22
Figura 6 – Série de Preço do CAC 40 Index	23
Figura 7 – Série de Preço do Chile Stock Exchange Index	23
Figura 8 – Série de Preço do DAX Index	24
Figura 9 – Série de Preço do KOSPI Index	24
Figura 10 – Série de Preço do MEXBOL Index	25
Figura 11 – Série de Preço do MICEX Index	25
Figura 12 – Série de Preço do MIB30 Index	26
Figura 13 – Série de Preço do NIKKEI 225	26
Figura 14 – Série de Preço do S&P500 Index	27
Figura 15 – Série de Preço do Shangai Index	27
Figura 16 – Série de Preço do Taixex Index	28
Figura 17 – Série de Preço do Venezuela Stock Market Index	28
Figura 18 - Distribuição dos Retornos do Estimador 8	50
Figura 19 – Fronteira Eficiente	56
Figura 20 – Série de Retorno do AEX-Index	60
Figura 21 – Série de Retorno do Merval Index	60
Figura 22 – Série de Retorno do BEL 20 Index	60
Figura 23 – Série de Retorno do BOVESPA Index	60
Figura 24 – Série de Retorno do CAC 40 Index	60
Figura 25 – Série de Retorno do DAX Index	60

Figura 26 – Série de Retorno do KOSPI Index	61
Figura 27 – Série de Retorno do MEXBOL Index	61
Figura 28 – Série de Retorno do MICEX Index	61
Figura 29 – Série de Retorno do MIB30 Index	61
Figura 30 – Série de Retorno do NIKKEI 225	61
Figura 31 – Série de Retorno do Chile Stock Exchange Index	61
Figura 32 – Série de Retorno do S&P500 Index	61
Figura 33 – Série de Retorno do Shanghai Index	61
Figura 34 – Série de Retorno do Taixex Index	62
Figura 35 – Série de Retorno do Venezuela Stock Market Index	62
Figura 36 – Série de Resíduo da Alemanha	63
Figura 37 – Série de Resíduo da Argentina	63
Figura 38 – Série de Resíduo da Bélgica	63
Figura 39 – Série de Resíduo do Brasil	63
Figura 40 – Série de Resíduo do Chile	63
Figura 41 – Série de Resíduo da China	63
Figura 42 – Série de Resíduo da Coreia	64
Figura 43 – Série de Resíduo dos EUA	64
Figura 44 – Série de Resíduo da França	64
Figura 45 – Série de Resíduo da Itália	64
Figura 46 – Série de Resíduo do Japão	64
Figura 47 – Série de Resíduo do México	64
Figura 48 – Série de Resíduo dos Países Baixos	65
Figura 49 – Série de Resíduo da Rússia	65
Figura 50 – Série de Resíduo de Taiwan	65
Figura 51 – Série de Resíduo da Venezuela	65
Figura 52 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 5 amostras	66

Figura 53 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 10 amostras	66
Figura 54 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 15 amostras	66
Figura 55 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 20 amostras	66
Figura 56 – Correlação dos Brasil x México - janela de 5 amostras	67
Figura 57 – Correlação dos Brasil x México - janela de 10 amostras	67
Figura 58 – Correlação dos Brasil x México - janela de 15 amostras	67
Figura 59 – Correlação dos Brasil x México - janela de 20 amostras	67
Figura 60 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 5 amostras	67
Figura 61 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 10 amostras	67
Figura 62 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 15 amostras	68
Figura 63 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 20 amostras	68
Figura 64 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 5 amostras	68
Figura 65 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 10 amostras	68
Figura 66 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 15 amostras	68
Figura 67 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 20 amostras	68
Figura 68 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 5 amostras	69
Figura 69 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 10 amostras	69
Figura 70 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 15 amostras	69
Figura 71 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 20 amostras	69
Figura 72 – Correlação dos Brasil x França - janela de 5 amostras	69
Figura 73 – Correlação dos Brasil x França - janela de 10 amostras	69
Figura 74 – Correlação dos Brasil x França - janela de 15 amostras	70
Figura 75 – Correlação dos Brasil x França - janela de 20 amostras	70
Figura 76 – Correlação dos Brasil x Itália - janela de 5 amostras	70
Figura 77 – Correlação dos Brasil x Itália - janela de 10 amostras	70
Figura 78 – Correlação dos Brasil x Itália - janela de 15 amostras	70
Figura 79 – Correlação dos Brasil x Itália - janela de 20 amostras	70

Figura 80 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 5 amostras	71
Figura 81 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 10 amostras	71
Figura 82 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 15 amostras	71
Figura 83 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 20 amostras	71
Figura 84 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 5 amostras	71
Figura 85 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 10 amostras	71
Figura 86 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 15 amostras	72
Figura 87 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 20 amostras	72
Figura 88 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 5 amostras	72
Figura 89 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 10 amostras	72
Figura 90 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 15 amostras	72
Figura 91 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 20 amostras	72
Figura 92 – Correlação dos Brasil x China - janela de 5 amostras	73
Figura 93 – Correlação dos Brasil x China - janela de 10 amostras	73
Figura 94 – Correlação dos Brasil x China - janela de 15 amostras	73
Figura 95 – Correlação dos Brasil x China - janela de 20 amostras	73
Figura 96 – Correlação dos Brasil x Coreia - janela de 5 amostras	73
Figura 97 – Correlação dos Brasil x Coreia - janela de 10 amostras	73
Figura 98 – Correlação dos Brasil x Coreia - janela de 15 amostras	74
Figura 99 – Correlação dos Brasil x Coreia - janela de 20 amostras	74
Figura 100 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 5 amostras	74
Figura 101 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 10 amostras	74
Figura 102 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 15 amostras	74
Figura 103 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 20 amostras	74
Figura 104 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 5 amostras	75
Figura 105 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 10 amostras	75
Figura 106 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 15 amostras	75

Figura 107 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 20 amostras	75
Figura 108 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 5 amostras	75
Figura 109 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 10 amostras	75
Figura 110 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 15 amostras	76
Figura 111 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 20 amostras	76
Figura 112 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).	77
Figura 113 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.	77
Figura 114 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.	77
Figura 115 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.	77
Figura 116 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	78
Figura 117 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	78
Figura 118 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	78
Figura 119 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	78
Figura 120 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	79
Figura 121 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	79
Figura 122 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	79
Figura 123 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de	79

entrada.

Figura 124 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).	80
Figura 125 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.	80
Figura 126 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.	81
Figura 127 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.	81
Figura 128 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	82
Figura 129 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	82
Figura 130 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	83
Figura 131 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	83
Figura 132 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	84
Figura 133 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	84
Figura 134 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	85
Figura 135 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	85
Figura 136 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).	86
Figura 137 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.	86
Figura 138 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos	87

melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.

Figura 139 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.	87
Figura 140 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	87
Figura 141 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	88
Figura 142 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	88
Figura 143 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	88
Figura 144 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	89
Figura 145 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	89
Figura 146 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	89
Figura 147 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	90
Figura 148 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).	91
Figura 149 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.	91
Figura 150 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.	92
Figura 151 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.	92
Figura 152 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	92

Figura 153 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	93
Figura 154 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	93
Figura 155 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	93
Figura 156 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.	94
Figura 157 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.	94
Figura 158 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.	94
Figura 159 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.	95

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Lista dos Índices por países	1
Tabela 2 - Número de dados alterados por país	
Tabela 3 – Horário Local de Abertura e Fechamento de cada Bolsa	
Tabela 4 - Comparação dos Horários de Abertura/Fechamento das Bolsas	
Tabela 5 - Estudo Inicial das Correlações	
Tabela 6 - Resultados dos Melhores Modelos ARMA	
Tabela 7 - Resultados das Métricas de Erros	
Tabela 8 - Ganhos encontrados por Estimador	
Tabela 9 - Volatilidades encontradas por Estimador	
Tabela 10 - Limites Superior/Inferior Sugeridos para cada Estimador	
Tabela 11 - Resultados de Ganhos e Volatilidades com o Estimador Usando os Limites	
Tabela 12 - Comparação dos Estimadores Usando os Filtros de Limites	
Tabela 13 – Seleção de Estimadores	

Capítulo 1 - Introdução

A partir das teorias de Darwin, muitos pensadores começaram a observar o passado não mais com a intenção de entender o que somos ou de onde viemos, mas sim com o intuito de descobrir o que nos tornaremos. Esse ideal levou pensadores e estudiosos a gerar, até os dias de hoje, uma gama de conceitos e teorias indispensáveis para a realização desse trabalho.

Depois de séculos de tentativas, de acertos e erros, de teorias confirmadas e desfeitas, aplica-se hoje essa mesma filosofia no âmbito econômico. Estudam-se inúmeros índices do mercado acionário mundial com a intenção de prever o valor de abertura do IBOVESPA. Baseado nessa motivação, as séries mundiais mencionadas são estudadas calculando-se algumas métricas estatísticas, como a média, a variância, a correlação de uma com as outras, sempre com o propósito de obter a maior quantidade de informação. Este é o tema deste trabalho.

O trabalho está dividido por capítulos. No primeiro capítulo é enunciado um breve histórico do mercado acionário mundial e sua trajetória até os dias atuais. Em seguida, são explicados conceitos estatísticos, matemáticos e financeiros, necessários para o desenvolvimento do trabalho. Nos capítulos seguintes é abordada a metodologia utilizada para a predição e as ferramentas envolvidas no processo, para assim entender os estimadores desenvolvidos. Após tal decisão, são mostrados os resultados da modelagem do estimador e seus “backtesting”. Por conseguinte será realizada uma conclusão do trabalho onde serão apresentadas possíveis melhorias para o modelo de previsão.

Capítulo 2 - Histórico

a. Início das Bolsas de Valores

A origem das bolsas de valores normalmente é datada em 1602 com o início das negociações das ações da Companhia Holandesa das Índias Orientais em um estabelecimento em Amsterdam. Baseado na existência de práticas semelhantes nos collegium mercatorum, Antiga Roma, tal assunto tornou-se alvo de discussões entre historiadores. Há ainda estudiosos que datam o início em 1487, quando as negociações deixam de ser realizadas ao ar livre e a partir desse momento inicia-se a utilização de sedes próprias na casa dos Van Der Burns em Bruges, na atual Bélgica.

Mesmo sem a existência de uma data específica como marco do início dessas práticas, todas elas são conseqüências de uma propensão humana à troca de mercadorias ou escambo de um produto por outro. A necessidade de negociação era realizada por meios distintos. Durante toda a Idade Média e até o século XVII, as operações de Bolsa resumiram-se à compra e venda de moedas, letras de câmbio e metais preciosos. Todas elas estavam limitadas pela dificuldade de comunicação, logística de troca e escassez de capitais.

Com a expansão das trocas comerciais, houve a necessidade de criação de novas bolsas de valores - a Bolsa de Fundos Públicos de Londres, em 1698 - e a criação do Banco da Inglaterra com o que foram estabelecidos os primórdios do sistema financeiro que conhecemos hoje. Os mercados de capitais tornam a economia de seus países mais dinâmica, levantando dinheiro para negócios e mobilizando poupança em investimento, dentre outras. Notoriamente os países que possuíam bolsa de valores tiveram um maior crescimento econômico.

Embora a Bolsa de Nova Iorque (New York Stock Exchange) tenha sido inaugurada apenas em 1792 na famosa Wall Street, os mercados organizados já eram realidade desde 1746. Nessa data, James Hamilton, prefeito de Filadelfia, na Pensilvania, auxiliou a captação de verba para a fundação de uma bolsa de valores, mas que acabou aberta apenas em 1754 por William Bradford. A instituição foi aberta sob a denominação de London Coffee House com a contribuição de mais de 200 comerciantes

da época. Na verdade, era um bar onde homens de negócios se reuniam para comprar ou vender moedas, títulos e mercadorias. Os encontros da "bolsa" mudaram-se, em 1778, para a City Tavern, e depois, em 1790, foram eleitos os membros da primeira Philadelphia Board Brokers. Com a independência dos EUA, há um aumento considerável na troca de mercadorias e conseqüente aumento da necessidade de novas fontes financiadoras de projetos. Dessa forma os EUA ganharam importância no cenário econômico mundial e Nova Iorque se transforma no maior centro financeiro mundial.

b. Bolsas Brasileiras

Uma das características analisadas nas economias em desenvolvimento é o perfil de ativos financeiros demandados pelo investidor do país. Antes da década de 60, os brasileiros tinham grande aversão ao risco de inflação preferiam assim investir em ativos reais, em sua maioria, imóveis.

Quando Governo Militar assumiu o poder em abril de 1964 e iniciou um programa de grandes reformas na economia nacional o perfil de aplicação do brasileiro começou a mudar. A partir daí, inúmeras leis foram revogadas e muitas outras reformadas para adaptar a estrutura arcaica das leis brasileiras a dinâmica do mercado de capitais internacionais que se instalava no país, como por exemplo:

- A Lei nº 4.537/64 instituiu a correção monetária, através da criação das ORTN (Obrigações Reajustáveis do Tesouro Nacional). Títulos esses com características básicas de pagar a renumeração corrigida pelos índices inflacionários;
- A Lei nº 4.595/64, denominada lei da reforma bancária, reformulou todo o sistema nacional de intermediação financeira e criou o Conselho Monetário Nacional e o Banco Central;
- A Lei nº 4.728, de 14.04.65, primeira Lei de Mercado de Capitais, que disciplinou esse mercado e estabeleceu medidas para seu desenvolvimento.

De forma incipiente, a década de 60 acarretou na geração de um arcabouço legal para a tomada de novas medidas de incentivos para a aplicação no mercado acionário. Dentre elas a criação de um órgão fiscalizador, conhecido hoje com CVM (Comissão de

Valores Mobiliários) e também a criação dos Fundos 157. Estes fundos eram uma opção dada aos contribuintes de utilizar parte do imposto devido, quando da Declaração do Imposto de Renda, em aquisição de quotas de fundos de ações de companhias abertas administrados por instituições financeiras de livre escolha do aplicador.

Em consequência a todas essas mudanças, houve um rápido crescimento da demanda por ações pelos investidores, sem que houvesse aumento simultâneo de novas emissões de ações pelas empresas. Nesse cenário, junto com outras poucas proteções da bolsa de valores, desencadeou o "boom" da Bolsa do Rio de Janeiro em 1971. Com uma forte onda especulativa, as cotações das ações não pararam de subir, atingindo seu máximo em julho do mesmo ano.

A partir daí, os investidores iniciam a realização de seus lucros, trazendo um aumento na oferta de ações junto de um movimento de ofertas de novas emissões. A rapidez e a magnitude da queda ocorrida assustou muitos investidores e acarretou a estagnação do mercado acionário brasileiro por alguns anos, gerando perdas consideráveis das emissões posteriores a esse movimento e marcando de forma duradoura a reputação do mercado acionário brasileiro.

Tal estigma foi combatido pelo governo com inúmeras medidas de incentivo e regulação, mas apenas a partir de 1975, devido a novos aportes de recursos o mercado acionário retomou seu ciclo de alta. Dentre as medidas que ajudaram isso estão:

- As reservas técnicas das seguradoras;
- Os recursos do Fundo PIS/PASEP;
- A criação das Sociedades de Investimento Decreto Lei nº 1401 para captar recursos externos e aplicar no mercado de ações;
- Investimentos por parte dos Fundos de Pensão;
- Isenção fiscal dos ganhos obtidos em bolsa de valores;
- Possibilidade de redução no imposto de renda nas aplicações acionárias;
- Abertura de crédito pelo BNDES (Banco Nacional do Desenvolvimento Econômico e Social) com juros subsidiados;
- Criação da Lei nº 6.404/76, lei para modernizar as regras das Sociedades Anônimas (reformulação da Lei nº 6.385/76);
- Criação da lei de Lei nº 6.385/76, segunda Lei do Mercado de Capitais. Ela cria a CVM e introduziu no mercado uma instituição governamental destinada

exclusivamente a regulamentar e desenvolver o mercado de capitais, fiscalizar as Bolsa de Valores e as companhias abertas.

Devido a tais incentivos o mercado brasileiro obteve forte alta na década de 80, embora não tenha atingido o nível de internacionalização esperado. Essa dificuldade foi sanada no final dessa década, com a edição da Resolução do CMN nº 1.289/87 e seus anexos. A nova realidade jurídica gerou frutos concretos com o aumento do volume de negociação, com o aumento de investidores externos atuando na bolsa brasileira.

Além disso, algumas empresas brasileiras começam a acessar o mercado externo através da listagem de suas ações em bolsas de valores estrangeiras, principalmente a New York Stock Exchange, sob a forma de ADR's (American Depositary Reciepts). Nesse cenário, as empresas com ADR's precisaram se submeter à legislação do SEC (Securities and Exchange Commission), correspondente ao CVM.

A internacionalização dessas trouxe um grande intercambio de experiências e de fato foi um motivador a inserção dos princípios de governança corporativa. Com investidores mais exigentes e sofisticados, as bolsas brasileiras se modernizaram e criaram certificados de classificação de empresas, atendendo desse modo muitos investidores. Todas essas medidas juntamente com o bom desempenho da economia brasileira trouxeram um considerável aumento dos investidores internacionais e aumento do credito para empresas brasileiras, possibilitando assim a conquista de uma visibilidade economia em âmbito internacional.

Capítulo 3 - Conceitos Básicos

Esse capítulo mostrará o arcabouço matemático para o entendimento das medidas e decisões tomadas ao longo o trabalho.

a. Séries Temporais

Na literatura, série temporal é definida como a classe de fenômenos cujo processo observacional e conseqüente quantificação numérica gera uma seqüência de dados distribuídos no tempo, ou ainda, como uma seqüência de dados obtidos em intervalos de tempo durante um período específico. Embora a definição não limite a regularidade das amostras, a maioria das séries temporais possui observações em intervalos regulares de tempo.

Matematicamente uma série é representada como um vetor de observações:

$$X = \{X_1; X_2; X_3; X_4; \dots; X_N\}$$

Onde:

X - série temporal;

X_1 - amostra da série;

Nesse caso o vetor possui N amostras, cada uma com seu valor representado por uma variável.

b. Tendência

Yevjevich (1972) define tendência em uma série temporal como uma mudança sistemática e contínua em qualquer parâmetro de uma dada amostra, excluindo-se mudanças periódicas ou quase periódicas. A melhoria de tal definição é foco de muitos trabalhos acadêmicos, nos quais estudiosos tentam a partir de regressões e teste de hipótese, encontrar equações que modelam o comportamento da tendência, atribuindo parâmetros que equalizem todas as séries históricas.

Embora existam inúmeros tipos de tendência, esse trabalho se preocupará em classificá-las entre alguns dos possíveis tipos. Dentre eles pode-se citar a tendência linear:

$$tend(t) = a_0 + a_1 \cdot t$$

onde a_0 e a_1 são parâmetros do escolhidos de acordo com a série estudada, visando a melhor estimativa do objeto de estudo. Outras tendências como a polinomial e a logarítmica não serão foco de estudo para esse trabalho, mas nem por isso se tornam menos importantes e/ou válidas.

c. Sazonalidade

Outra característica muito comum em séries temporais é a sazonalidade. Essa pode ser definida como padrões de variação que ocorrem em intervalos irregulares de tempo ou períodos. Tais períodos podem ser pré-determinados observando o histórico das séries, como por exemplo analisando o índice pluviométrico da cidade do Rio de Janeiro: sabe-se que em média o mês de março possui o maior índice pluviométrico do ano. Ou ainda, dado a cultura de um país, é possível determinar os produtos mais consumidos em cada época do ano, como por exemplo Natal e Páscoa.

Esse comportamento cíclico nas séries temporais é caracterizado matematicamente através de uma forte autocorrelação entre seus atrasos. A evidência matemática desse dato será vista logo a frente na explicação de autocorrelação.

d. Componente Cíclica

Entende-se por componente cíclica de uma série temporal o processo estocástico estacionário que exibe um movimento transitório em torno da tendência. Em convergência a tal definição e sabendo que essa componente normalmente se faz presente nas séries econômicas, é possível então modelar a componente cíclica de séries econômicas através de ARMA(p,q). Isso porque esse é um processo estacionário, além de gerar movimentos senoidais amortecidos.

Conforme proposto por Roberts & Harrison (1982), é possível modelar a componente cíclica presente numa série utilizando o comportamento amortecido de uma senóide. Eles assumem a equação abaixo:

$$\varphi_t = \rho \cdot [a \cdot \cos(\lambda) + b \cdot \sin(\lambda \cdot t)] + v_t$$

onde:

ϕ_t – representa a componente no instante t ;

λ – representa a frequência da senóide;

ρ – representa o fator de amortecimento ou atenuação da senóide ($0 < \rho \leq 1$);

v_t – representa a perturbação aleatória da componente.

Eles propõem uma expressão estocástica para o ciclo e ao final do estudo, Roberts & Harrison revelam uma estrutura ARMA(2,1).

e. Média

Dentre as diversas métricas de classificação de séries temporais, a média pode ser considerada a mais amplamente conhecida. A média aritmética é um valor que, levando em conta o total de elementos da amostra, pode representar a todos sem alterar a soma total dos mesmos, ou seja, a média é o valor médio de uma distribuição. O cálculo desse valor pode seguir várias formas, os mais utilizados são a média aritmética e a geométrica. Elas podem ser descritas matematicamente como:

$$\text{Média Aritmética} = \bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\text{Média Geométrica} = \bar{x} = \left(\prod_{i=1}^n x_i \right)^{1/n}$$

onde:

n – representa o número de elementos da série temporal analisada;

x_i – representa a amostra i da série temporal.

f. Variância

Variância é um conceito utilizado em estatística para evidenciar a dispersão em torno de uma média. Matematicamente podemos definir variância da seguinte maneira:

$$\text{var}(X) = \sigma_X^2 = E((X - E(X))^2)$$

onde:

X – representa uma variável;

$E(X)$ - representa o valor esperado da variável.

A fórmula da variância é muito utilizada por possuir várias propriedades úteis no estudo de variáveis aleatórias. Essas propriedades permitem uma análise mais complexa das séries temporais. Como por exemplo, a propriedade de que a variância de soma de dois processos estocástico é igual a soma das variâncias das duas séries mais duas vezes a covariância entre elas, ou seja:

$$\text{var}(X + Y) = \text{var}(X) + \text{var}(Y) + 2 \cdot \text{cov}(X, Y)$$

onde:

X, Y – representam variáveis aleatórias.

g. Covariância

Na teoria estatística, covariância pode ser interpretada como a dependência linear entre duas variáveis. Ela normalmente é definida da seguinte maneira:

$$\text{cov}(X, Y) = E((X - E(X)) \cdot (Y - E(Y)))$$

onde:

X, Y – representam variáveis aleatórias.

Quando a variável analisada é conhecida, essa formula sofre várias manipulações resultando em:

$$\text{cov}(X, Y) = E(X \cdot Y) - \bar{X} \cdot \bar{Y}$$

onde:

X, Y – representam os valores das variáveis;

$\bar{X}$ - representa a média da variável X;

$\bar{Y}$ – representa a média da variável Y.

h. Assimetria

Assimetria ou terceiro momento de uma variável aleatória é utilizado para informar a simetria da distribuição em relação a média. É definido por:

$$s^3 = E[(X - \mu)^3] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^3 \cdot f(x) dx$$

O coeficiente de assimetria é definido por:

$$\gamma = \frac{E[(X - \mu)^3]}{\sigma^3}$$

Uma distribuição é simétrica se o coeficiente de assimetria for igual a zero. Esse tipo de distribuição tem 50% dos dados à esquerda da média e os outros 50% à direita.

i. Curtose

A curtose ou o quarto momento de uma variável aleatória, como também é conhecida, informa a largura das caudas de distribuição. Ela é definida como:

$$s^4 = E[(X - \mu)^4] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \mu)^4 \cdot f(x) dx$$

O coeficiente de curtose é definido por:

$$k = \frac{E[(X - \mu)^4]}{\sigma^4}$$

A base de comparação é o coeficiente de curtose da distribuição normal, o qual é igual a 3. Distribuições que possuam coeficiente de curtose maior que 3 são distribuições que possuem caudas longas ou pesadas e, as que possuem coeficiente menor que 3 são conhecidas por ter caudas curtas ou leves.

j. Modelos ARIMA e seus resíduos

Os modelos de Box-Jenkins, ou também conhecidos como ARIMA (Auto Regressive Integrated Moving Averages) são modelos matemáticos que tem como objetivo captar o comportamento da correlação seriada ou autocorrelação entre os valores da série temporal, e a partir daí estimar previsões futuras. Essa sistemática tem a grande vantagem de descrever tanto o comportamento de séries estacionárias como não-estacionárias, tornando-se assim flexível o suficiente para prever valores futuros das várias séries com base em seus valores passados.

Como o próprio nome já evidencia, esse modelo é a junção de três componentes: a parte auto-regressiva (AR), o filtro de integração (I) e a componente de médias móveis (MA). O modelo Auto-regressivo (AR) é descrito da seguinte maneira:

$$\tilde{X}_t = \theta_1 \cdot \tilde{X}_{t-1} + \theta_2 \cdot \tilde{X}_{t-2} + \dots + \theta_p \cdot \tilde{X}_{t-p} + \varepsilon_t$$

onde:

$\tilde{X}_t = X_t - \mu$, – representam o valor de X_t menos a média da amostra analisada;

θ_i – é o parâmetro que relaciona no tempo as variáveis $\tilde{X}_t$;

ε_t – representa o erro aleatório do modelo ou o resíduo da equação.

Caso essa equação seja trabalhada, é possível encontrar o resíduo ou ruído branco (ε_t) em função dos atrasos do $\tilde{X}_t$. Analisando esse modelo, ou melhor, seu caso mais simples o AR(1), encontra-se que $|\theta_1| > 1$ como condição de estacionariedade e que as autocovariâncias sejam independentes. Nesse caso, as autocovariâncias são dadas por:

$$\gamma_k = \theta_1^k \cdot \gamma_0$$

Já as autocorrelações são dadas por:

$$\rho_k = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} = \theta_1^k$$

onde:

$k = 0, 1, 2, \dots$ – representam os valores da série temporal;

Uma observação relevante baseada no resultado acima é que esse modelo terá uma função de autocorrelação que cairá exponencialmente quando θ_1 for positivo e quando θ_1 for negativo, ela também decairá exponencialmente, mas apresentará alternância de sinais.

Após a componente auto-regressiva (AR), descreve-se então o modelo de médias móveis (MA). Montando o arcabouço matemático dessa componente temos:

$$\tilde{X}_t = \beta_0 \cdot \varepsilon_t + \beta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \cdot \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_k \cdot \varepsilon_{t-k}$$

onde:

$\tilde{X}_t = X_t - \mu$, – representam o valor de X_t menos a média da amostra analisada;

β_i – é o parâmetro do modelo MA de ordem i

ε_t – representa o erro de eventos aleatórios do modelo.

Juntando essas duas componentes, obtém-se a equação abaixo, conforme especificado por Wheelwright e Makridakis [WHEELWRIGHT1985].

$$\tilde{X}_t = \theta_1 \cdot \tilde{X}_{t-1} + \theta_2 \cdot \tilde{X}_{t-2} + \dots + \theta_p \cdot \tilde{X}_{t-p} + \beta_0 \cdot \varepsilon_t + \beta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \cdot \varepsilon_{t-2} + \dots + \beta_k \cdot \varepsilon_{t-k}$$

onde:

$\tilde{X}_t = X_t - \mu$, – representam o valor de X_t menos a média da amostra analisada;

θ_i – é o parâmetro que relaciona no tempo as variáveis $\tilde{X}_t$

β_i – é o parâmetro do modelo MA de ordem i

ε_t – representa o erro de eventos aleatórios do modelo (resíduos).

Essa decomposição facilita diferenciação dos parâmetros p , d e q do modelo ARI-MA(p , d , q)[WHEELWRIGTH1985]. Na maioria dos casos, a série é diferenciada para trazer estacionariedade a mesma. Reduzindo, dessa maneira, o processo ARIMA (p , d , q) é simplificado para um ARMA(p , q). Nesse sentido, esse processo é identificado pela análise dos coeficientes de autocorrelação e autocorrelação parcial que será descrito em um item ainda nesse capítulo da tese. Com a estimativa desses parâmetros, verifica-se a habilidade do modelo em representar os fenômenos observáveis da série temporal. Quer dizer, após se realizar a regressão, é importante testar se os pressupostos acima (por exemplo, distribuição normal dos resíduos) se aplicam ao caso. Isso é conformado através da análise de erro (ou resíduo) do modelo proposto. Caso o modelo proposto não se adapte ao comportamento da série analisada, deve-se continuar o ciclo de identificação com uma nova estimativa dos parâmetros para o modelo, de acordo com o esquema abaixo. Após a validação do modelo, a previsão dos valores futuros da série temporal modelada pode, enfim, ser obtida.

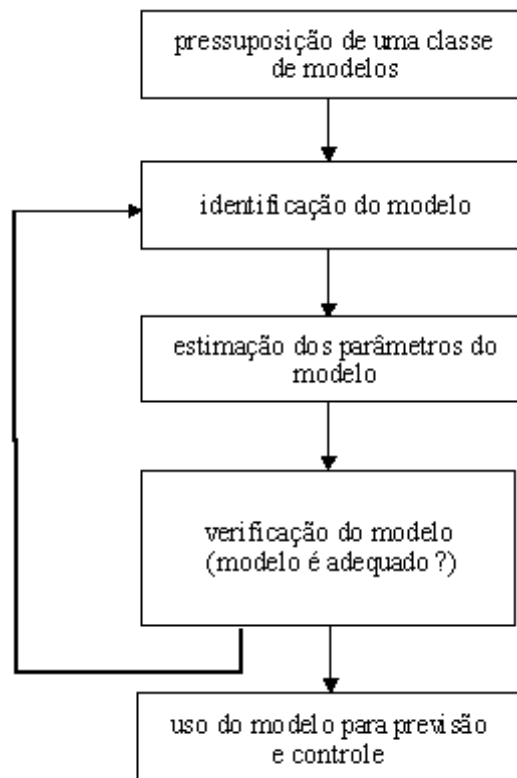


Figura 1 – Ciclo de Identificação do Modelo

k. Correlograma

O correlograma é uma representação gráfica do processo estocástico gerador da série temporal. Ele indicará o nível de autocorrelação da série temporal e também sua correlação parcial.

i. Autocorrelação

A autocorrelação de uma série temporal nos indica o nível de interdependência que há na série, ou seja, calcula a correlação dela com seu valor atrasado.

$$r(k) = \frac{1}{\sigma^2} \cdot \frac{1}{N-k} \cdot \sum_{t=1}^{N-k} (s(t) - \mu) \cdot (s(t+k) - \mu)$$

onde:

$s(t)$ – representam o valor da série no momento t ;

$s(t+k)$ – representa o valor atrasado de k unidades de tempo;

N – representa o número de amostras presentes na séries;

μ - representa a média da amostra.

ii. Correlação Parcial

Correlação parcial é uma formula usada para descrever a relação entre uma variável dependente e outra independente retirando o efeito de todas variáveis independentes na relação. A ocorrência dessa métrica é usual para regressões múltiplas.

Supondo que queremos encontrar a correlação entre Y e X observando W. Usa-se então todos os meio matemáticos para a geração da seguinte relação de correlação parcial.

$$r_{YX,W} = \frac{r_{YX} - r_{XW} \cdot r_{YW}}{\sqrt{(1 - r_{XW}^2) \cdot (1 - r_{YW}^2)}}$$

onde:

$r_{yx,w}$ — representam a correlação parcial entre Y e X;

r_{yx} — representa a correlação entre Y e X;

r_{xw} — representa a correlação entre X e W;

r_{yw} — representa a correlação entre Y e W.

I. Testes de Hipótese

O teste de hipótese é uma ferramenta estatística muito usada, por conseguir distinguir com uma certeza significativa uma verdade esperada sobre a variável em estudo. Ou seja, com base na informação fornecida pelos dados de uma amostra, o teste decide sobre a aceitação ou não de uma determinada hipótese. Muitas vezes testes de hipóteses são usados para conferir a eficácia das medidas.

É usual que o teste de Hipótese passe pelas seguintes fases:

- Determinação da Hipótese
- Calculo da Estatística de Teste
- Determinação da Região Critica
- Regra de Decisão
- Conclusão do Teste

Na primeira etapa, normalmente é observado o comportamento histórico da variável objeto para então estipular a hipótese testada, comumente chamada de hipótese nula (H_0). Com a definição da hipótese nula, passa-se para a hipótese alternativa. Por definição, as duas hipóteses descrevem estados mutuamente excludentes.

Dado as hipóteses, calculam-se os parâmetros a partir da amostra analisada que serão usados na tomada de decisão. Em seguida, comparam-se os resultados dos parâmetros com os valores tabelados do teste, estipulando assim as regiões críticas do teste.

A região crítica pode ser definida como sendo a região na qual a hipótese nula (H_0) é rejeitada. A área da região crítica é igual ao nível de significância (ALFA). Essa medida estabelece a probabilidade de cometer o seguinte erro estatístico: rejeitar H_0 quando ela é verdadeira.

Após determinar o nível de significância, diferenciam-se as regiões aceitação e de rejeição do teste. Com todos esses dados em mãos, basta agora a decisão de rejeição ou aceitação da hipótese nula, baseado nas parametrizações do teste realizado e principalmente do nível de confiança.

i. Teste de Raiz Unitária

Um dos testes mais simples na análise de regressão linear é o teste de raiz unitária, descreve-se abaixo o comportamento do teste de forma resumida.

Considera-se a regressão abaixo:

$$X_t = \theta_1 \cdot X_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde:

X_t – representam o valor de X_t ;

θ_1 – é o parâmetro que relaciona no tempo as variáveis X ;

ε_t – representa o erro aleatório do modelo.

Com a regressão em mente, analisa-se o parâmetro θ_1 , conclui-se então que se $|\theta_1| \geq 1$ tem-se uma série não estacionária e caso $|\theta_1| < 1$, tem-se uma série estacionária. Logo, é possível testar a estacionariedade da série testando apenas o valor absoluto do parâmetro θ_1 . Constrói-se assim o seguinte teste de hipótese: a hipótese nula (H_0) é o parâmetro $|\theta_1| = 1$ e a hipótese alternativa (H_1) é $|\theta_1| < 1$.

ii. Teste de Dickey-Fuller Simples

Esse teste deriva-se da equação acima, subtraindo-se em ambos os lados o termo X_{t-1} , tem-se:

$$X_t - X_{t-1} = \Delta X_t = [(\theta) - 1] \cdot X_{t-1} + \varepsilon_t = \alpha \cdot X_{t-1} + \varepsilon_t$$

onde $\alpha = (\theta - 1)$ e as hipóteses do testes foram $H_0: \alpha = 0$ e $H_1: \alpha < 0$. Medindo a métrica t-ratio para o parâmetro α :

$$t_\alpha = \hat{\alpha} / se(\hat{\alpha})$$

onde:

$\hat{\alpha}$ – representam a estimativa de α ;

$se(\hat{\alpha})$ – é o coeficiente de erro padrão da estimativa de α .

Dickey-Fuller (1979) mostrou que essa métrica não segue a distribuição estatística de T-Student sob a hipótese nula. O resultado foi comprovado para inúmeras amostras de testes distintos e com tamanhos diferentes.

iii. Teste de Dickey-Fuller Aumentado

O teste de Dickey-Fuller Simples possui apenas um limitador, ele é válido apenas para séries temporais descritas por processos AR(1). Na existência de correlação com atrasos de uma ordem maior, as premissas sobre a distribuição do erro ε_t é violada. O teste de Dickey-Fuller Aumentado permite, então, a existência de correlações de ordens maiores assumindo que a série X_t segue um processo AR(p).

$$\Delta X_t = \alpha \cdot X_{t-1} + \beta_1 \Delta X_{t-1} + \beta_2 \Delta X_{t-2} + \dots + \beta_p \Delta X_{t-p} + \varepsilon_t$$

A extensão dessa nova especificação aplicada à estatística t-ratio mostra que essa métrica é independente do número de atrasos existente na regressão (resultado obtido por Fuller), dessa forma o teste consegue englobar todos os processos AR(p). Aparentemente, isso era um limitador do teste de Dickey-Fuller Aumentado, mas Said e Dickey (1984) demonstraram que o teste é válido também com a existência de componente de média variante (MA). Temos agora um teste genérico válido para qualquer processo descrito pelo ARMA(p,q).

iv. Teste Dubin-Watson

O teste de Durbin-Watson mede a correlação serial dos resíduos. Essa estatística é calculada da seguinte maneira:

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^T (\epsilon_t - \epsilon_{t-1})^2}{\sum_{t=1}^T \epsilon_t^2}$$

Como regra geral, caso DW for menor que 2, temos a evidência empírica da existência de correlação serial positiva. Esse teste é bem limitado, pois não é válido para algumas situações, como, por exemplo, o erro não ter distribuição normal, dentre outras. Visto isso, ele é normalmente usado com a intenção de observação básica da série. Precisando ser mais preciso utiliza-se o teste de Breusch-Godfrey (Serial Correlation LM).

v. P-Valor

P-valor, valor-p, ou ainda valor p é o nome que se dá à probabilidade de se observar um resultado tão ou mais extremo que o da amostra, supondo que a hipótese nula seja verdadeira. Um p-valor de 5%, indica, por exemplo, que existe uma probabilidade de 5% de que a amostra testada possa ser tirada, assumindo que a hipótese nula é verdadeira. Em outras palavras, p-valor é a probabilidade de, supondo que a hipótese nula seja verdadeira, observar-se o valor registrado em um experimento por acaso.

vi. Akaike

Critério de Informação de Akaike é uma estatística freqüentemente utilizada para a escolha da especificação ótima de uma equação de regressão no caso de alternativas não aninhadas. Dois modelos são ditos não aninhados quando não existem variáveis independentes comuns aos dois. Quando se quer decidir entre dois modelos não aninhados, o melhor é o que produz o menor valor do critério de Akaike. Por exemplo, o número de defasagens a serem incluídas numa equação com defasagens distribuídas pode ser indicado pela seleção que produz o menor valor do critério de Akaike.

O critério de Akaike (AIC) é definido como:

$$AIC = 2 \cdot \frac{(k-1)}{N}$$

onde:

k– é o número de coeficientes estimados (incluindo a constante);

l – é a estatística log verossimilhança;

N – representa o número de observações da amostra.

Capítulo 4 - Metodologia

a. Processo

Com a intenção de estimar a série de retorno do índice de bolsa IBOVESPA, estudaremos o comportamento de inúmeros índices de mercado dos países que mais negociam com o Brasil e a partir daí, a par dos conhecimentos adquiridos, chegaremos ao objetivo de estimar a série de retorno do IBOVESPA de abertura.

i. Escolha das Bolsas Mundiais

Uma fase decisiva para o trabalho de estimativa de uma série de retorno é a escolha das séries que influenciam a série objeto, no caso, a série de retorno de abertura do IBOVESPA. Para a escolha das séries referencias tomamos como base a balança comercial de 2008 brasileira, disponibilizada no site do Banco Central. Nela encontramos a lista dos países com os quais o Brasil mais trocou mercadorias durante 2008, ou seja, os países que mais importaram mercadorias brasileiras e dos quais o Brasil mais importou.

Embora alguns críticos possam questionar que a troca de mercadoria não é a melhor alternativa para a escolha dos países que influenciam o mercado de capitais brasileiro, consideramos isso uma aproximação razoável da realidade. Desse modo, geramos a seguinte lista de países: Alemanha, Argentina, Bélgica, Chile, China, Coréia do Sul, Estados Unidos, França, Itália, Japão, México, Nigéria, Países Baixos, Rússia, Taiwan e Venezuela. Tal lista limita bastante a gama de possíveis índices para a estimação do IBOVESPA, mas ainda não é suficiente para viabilizar a análise, visto que a maioria deles possui muitos índices de desenvolvimento econômico.

A limitação das séries dos índices de cada um dos países não seguiu uma regra específica, tentamos apenas dar prioridade a escolha das séries de índices de ações que mais representavam a economia do país. Ao final dessa etapa, chegamos aos seguintes índices:

Alemanha	DAX INDEX
----------	-----------

Argentina	ARGENTINA Merval INDEX
Bélgica	BEL 20 INDEX
Chile	CHILE STOCK MKT SELECT
China	SHANGHAI SE A SHARE INDX
Coréia do Sul	KOSPI INDEX
Estados Unidos	S&P 500 INDEX
França	CAC 40 INDEX
Itália	MILAN MIB30 INDEX
Japão	NIKKEI 225
México	MEXICO BOLSA INDEX
Nigéria	NGSEINDX Nigeria Index
Países Baixos	AEX-Index
Rússia	MICEX INDEX
Taiwan	TAIWAN TAIEX INDEX
Venezuela	VENEZUELA STOCK MKT INDX

Tabela 1 – Lista dos Índices por países

Abaixo comentaremos mais a fundo cada escolha por país.

ii. Índices Analisados

Dentre todos os possíveis índices existentes em âmbito regional, selecionamos os mais significativos e os descrevemos sucintamente abaixo, evidenciando também um pequeno histórico do mesmo. Todos os índices dispostos a seguir possuem suas unidades mensuradas em pontos.

○ AEX-Index

Amsterdam Exchange Index refere-se ao índice formado pelas 25 companhias holandesas mais negociadas na Euronext Amsterdam, formalmente conhecida como Amsterdam Stock Exchange. Tal índice teve início em 3 de janeiro de 1983 com o valor base de 100 pontos e sua maior cotação foi de 703,18 pontos, logo antes da bolha da internet.

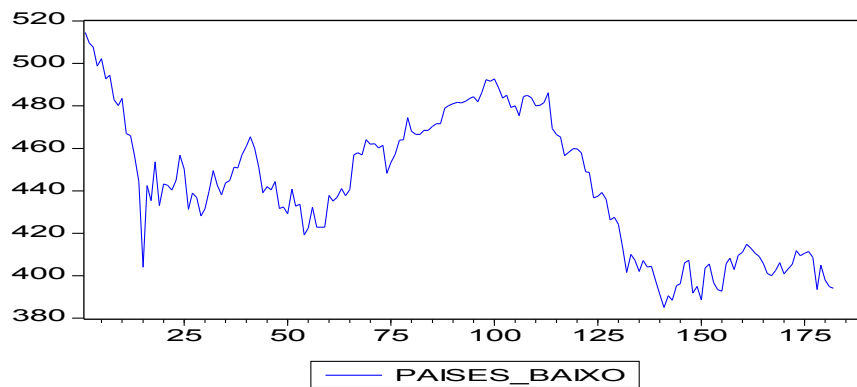


Figura 2 – Série de Preço do AEX-Index

○ ARGENTINA Merval INDEX

Argentina Merval Index (MERcado de VALores) é a marcação a mercado de uma cesta de papéis selecionados de acordo com sua liquidez na Buenos Aires Stock Exchange. Tal índice é revisto a cada três meses, levando em consideração os últimos seis meses de negociação da bolsa. Ele teve início em 30 de junho de 1986 com 1 ponto valendo 0,01 pesos argentinos.

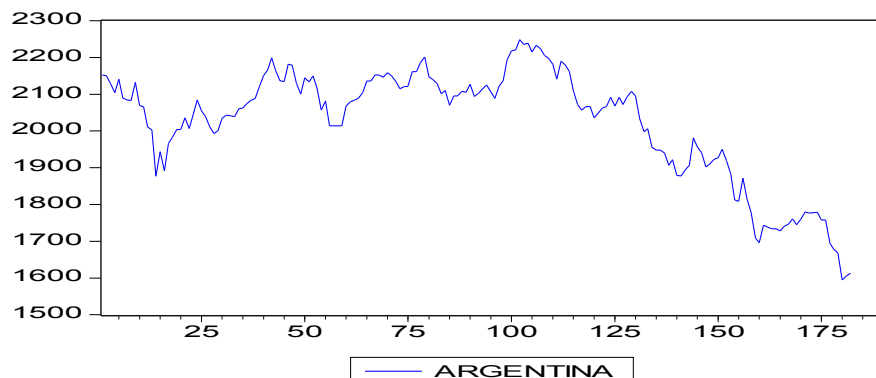


Figura 3 – Série de Preço do Merval Index

○ BEL 20 INDEX

De modo geral, esse índice é composto por no mínimo 10 e no máximo 20 empresas de capital aberto negociadas no Brussels Stock Exchange e é revisto anualmente baseado o preço de fechamento de cada ação do mercado. Sua escolha é baseada no nível de capitalização e liquidez de cada uma das possíveis empresas.

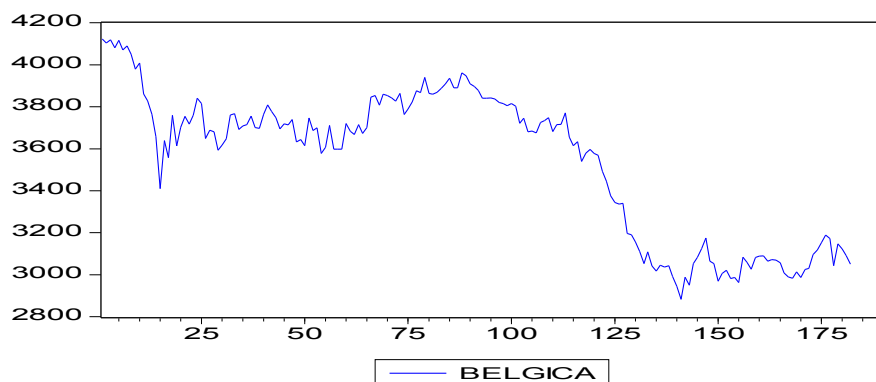


Figura 4 – Série de Preço do BEL 20 Index

○ BRAZIL BOVESPA STOCK IDX

Índice formado por aproximadamente 50 ações de empresas de capital aberto negociadas na Bolsa de Valores de São Paulo, mais conhecida como BOVESPA. As empresas que compõem seu índice representam cerca de 80% do volume negociado de toda a bolsa.

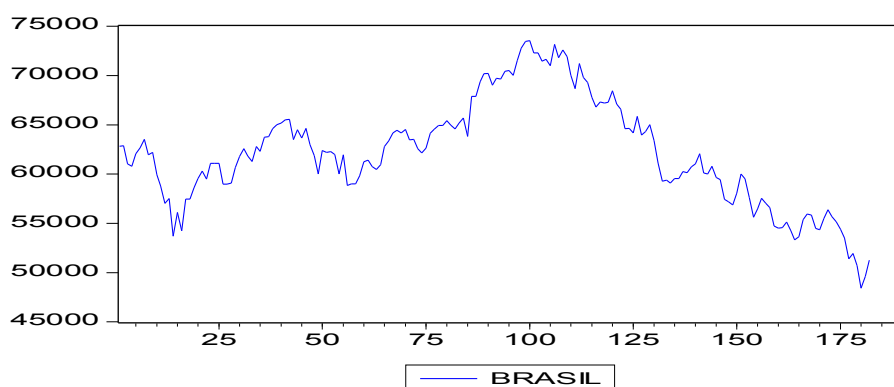


Figura 5 – Série de Preço do BOVESPA Index

○ CAC 40 INDEX

O CAC 40 é o índice da Bolsa de Paris (Euronext Paris), constituído pelos quarenta valores com a maior capitalização bolsista. Foi criado em 1988 e tem o seu nome em referência à antiga Compagnie des Agents de Changes. A base inicial data do dia 31 de dezembro de 1987, nesta data, foi atribuído o valor 1000 ao conjunto das 40 maiores capitalizações bolsistas da Bolsa de Paris.

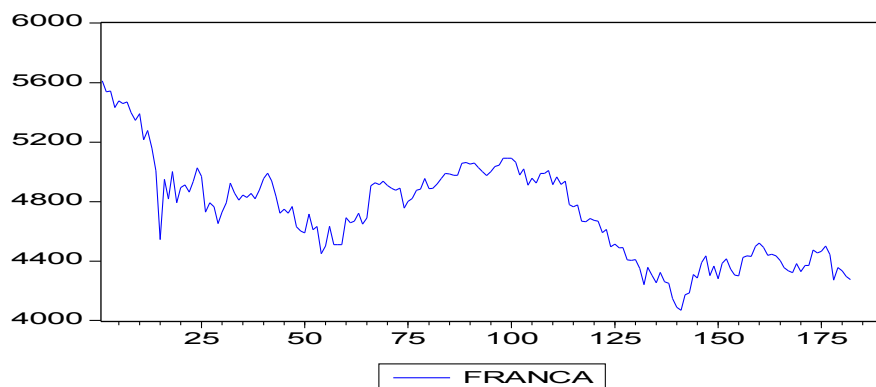


Figura 6 – Série de Preço do CAC 40 Index

○ CHILE STOCK MKT SELECT

O Índice de Preços Seletivos de Ações (IPSA Index) é composto pelas 40 empresas com as maiores médias anuais de negociação listadas na bolsa de ações de Santiago.

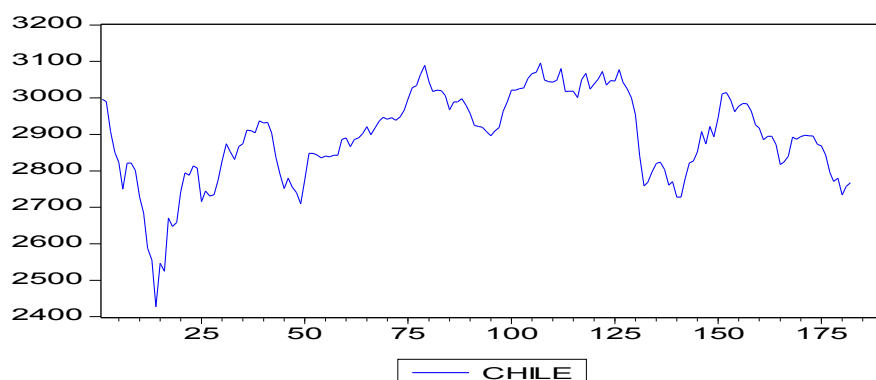


Figura 7 – Série de Preço do Chile Stock Exchange Index

○ DAX INDEX

O DAX ou mais formalmente Deutscher Aktien-Index 30 é o índice das 30 maiores empresas negociadas na Frankfurt Stock Exchange. Esse índice também é conhecido por ser composto apenas de “blue ships”, expressão essa que indica a capacidade da empresa em aumentar seu valor de mercado. O DAX é um dos índices mais importantes do mundo.

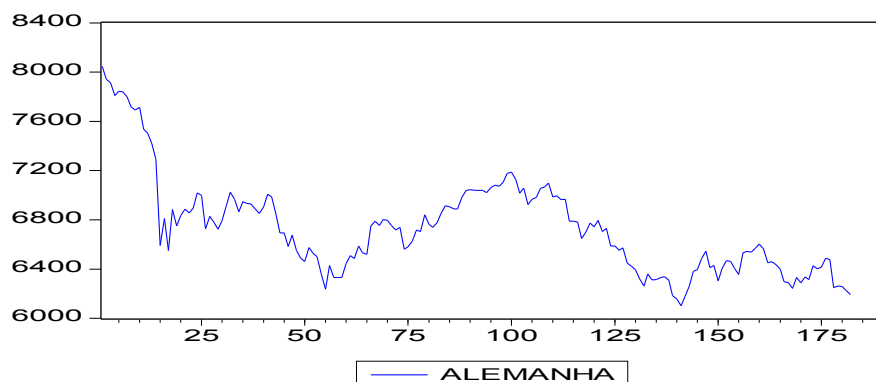


Figura 8 – Série de Preço do DAX Index

○ KOSPI INDEX

Diferente dos outros índices os quais limitam o número de ações, as selecionando pela liquidez ou pela capitalização da empresa, o Korea Composite Stock Price Index (KOSPI) é composto por todas as ações negociadas na Korea Stock Exchange. Ele apenas as pondera de acordo com sua capitalização no mercado.

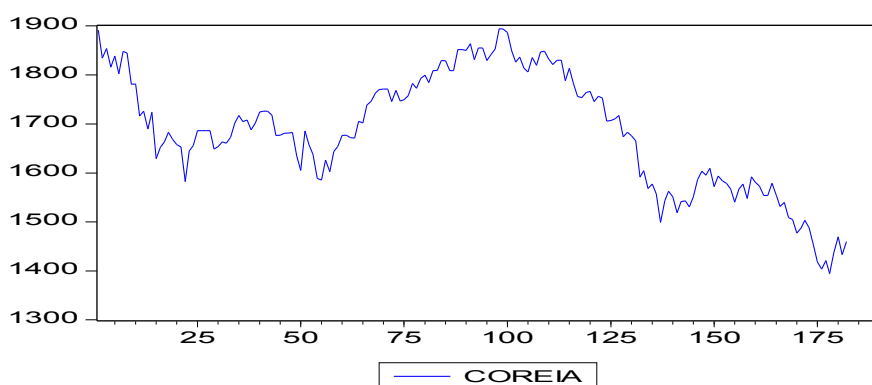


Figura 9 – Série de Preço do KOSPI Index

○ MEXICO BOLSA INDEX

O índice da bolsa de valores do México é um ótimo indicador da saúde econômica do mercado mexicano, visto que é um índice ponderado pelas maiores empresas de capital aberto do país. Esse foi desenvolvido com a pontuação de 0,78 no dia 30 de outubro de 1978.

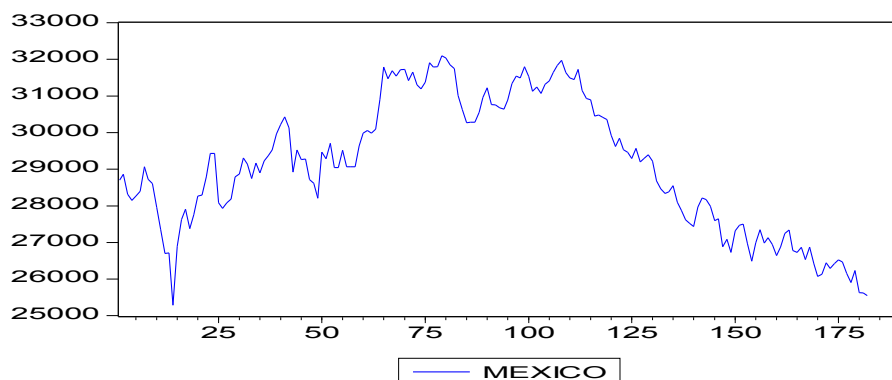


Figura 10 – Série de Preço do MEXBOL Index

○ MICEX INDEX

O Moscow Interbank Currency Exchange (MICEX) Index representa as 30 empresas mais líquidas do mercado de capitais russo dos principais setores econômicos. Ele foi lançado em 22 de setembro de 1997 com o valor base de 100 pontos.

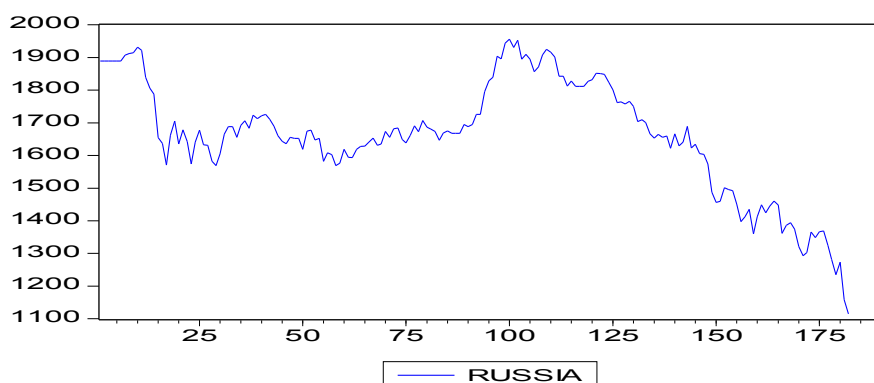


Figura 11 – Série de Preço do MICEX Index

○ MILAN MIB30 INDEX

O Milano Italia Borsa 30 Index (MIB 30) é um índice de ponderação pela capitalização das empresas listadas na bolsa de valores italiana. Essas empresas chegam a representar 75% do volume negociado nesse mercado.

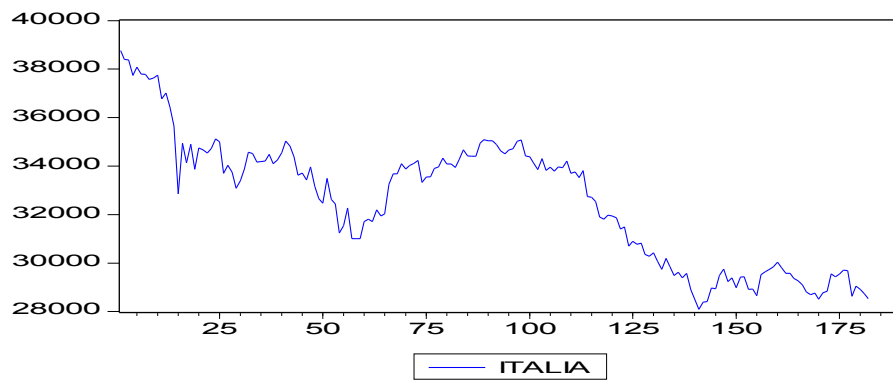


Figura 12 – Série de Preço do MIB30 Index

○ NIKKEI 225

Tal índice teve início em 7 de setembro de 1950 com seu cálculo retroativo a partir de 16 de maio de 1949. Ele se tornou o mais conhecido dos índices asiáticos e representa o mercado acionário de Tokyo, mas especificamente a bolsa de valores de Tokyo (Tokyo Stock Exchange - TSE). Ele é concebido para refletir da melhor forma possível o vigor econômico do mercado japonês, desse modo 225 agrupa empresas de quase todos os setores da economia.

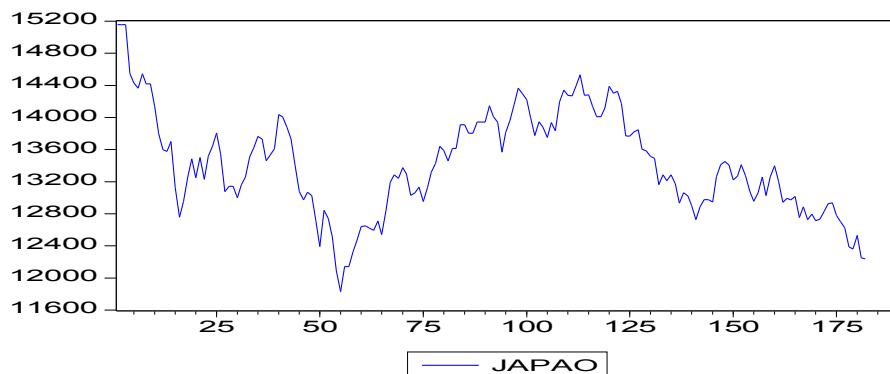


Figura 13 – Série de Preço do NIKKEI 225

○ S&P 500 INDEX

O índice Standard and Poor's 500, comumente chamado de SP500, é um índice ponderado por 500 empresas listadas em bolsa. A escolha de cada empresa é realizado com a intenção do índice ser um insight do desempenho da economia local.

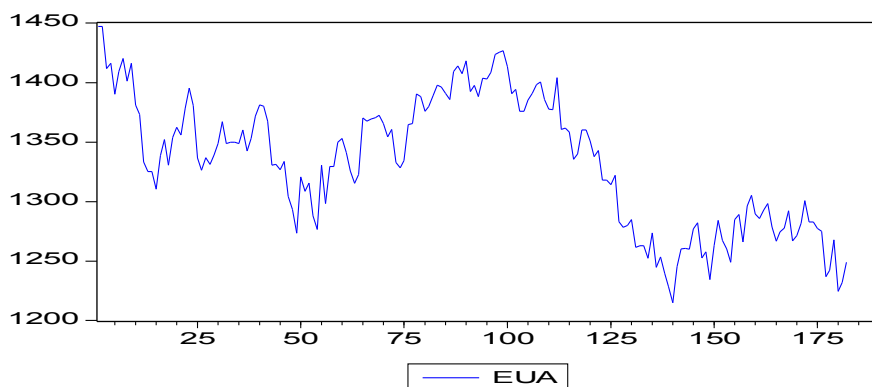


Figura 14 – Série de Preço do S&P500 Index

○ SHANGHAI SE A SHARE INDX

O primeiro mercado de ações aberto em Shangai está datado de 1920, nele negociavam principalmente títulos do tesouro nacional. A bolsa continuou aberta até 1949, quando com a reforma todas as bolsas foram fechadas e todas as negociações proibidas. Atualmente a Shanghai Exchange voltou a operar em 26 de Novembro de 1990 sob a supervisão do órgão regulador chinês, chamado de China Securities Regulatory Comission (CSRC).

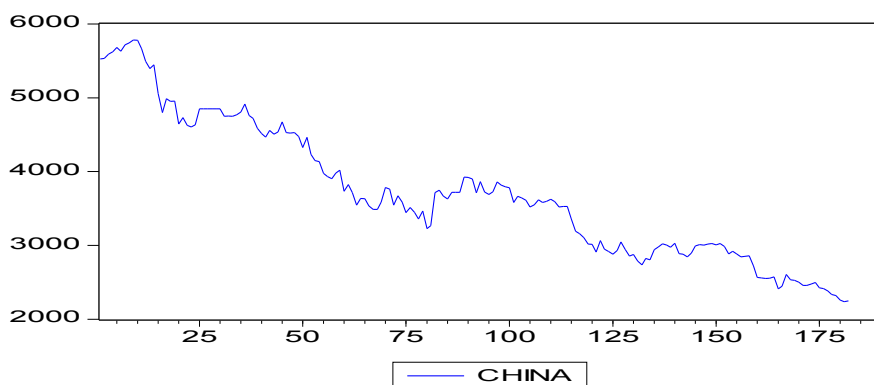


Figura 15 – Série de Preço do Shangai Index

○ TAIWAN TAIEX INDEX

A bolsa de Taiwan abriu em 1953 quando o governo tailandês ofertou ações de quatro grandes empresas estatais. No ano de 1961 a TSE se formou oficialmente e começaram as operações em 1962. O desempenho do índice de ações é medido pela TSE através do índice TWSE. Todas as ações listadas na Taiwan Stock Exchange Corporation (TSE), aproximadamente 560, são inseridas no índice TWSE. De forma análo-

ga aos outros índices, cada ação é ponderada por pesos distintos, chegando-se ao final num índice de desempenho da bolsa de Taiwan. Esse índice é computado desde 1966.

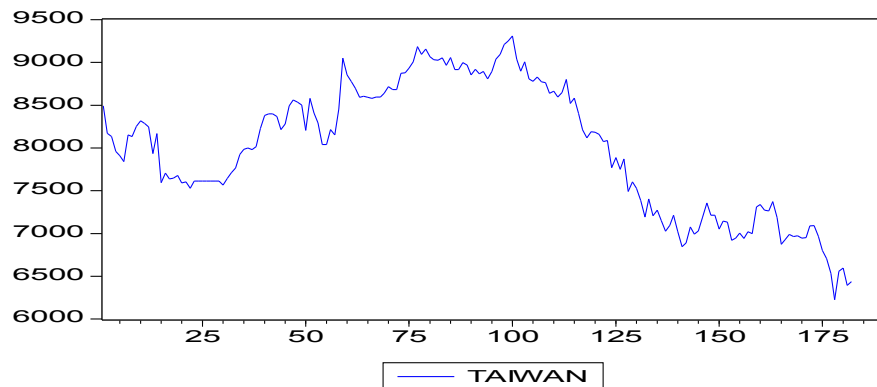


Figura 16 – Série de Preço do Taixex Index

○ VENEZUELA STOCK MKT INDX

O índice da bolsa de Caracas na Venezuela contém as quinze empresas mais líquidas da bolsa de valores de Caracas e sua composição sofreu ligeira mudança em 28 de agosto de 1997.

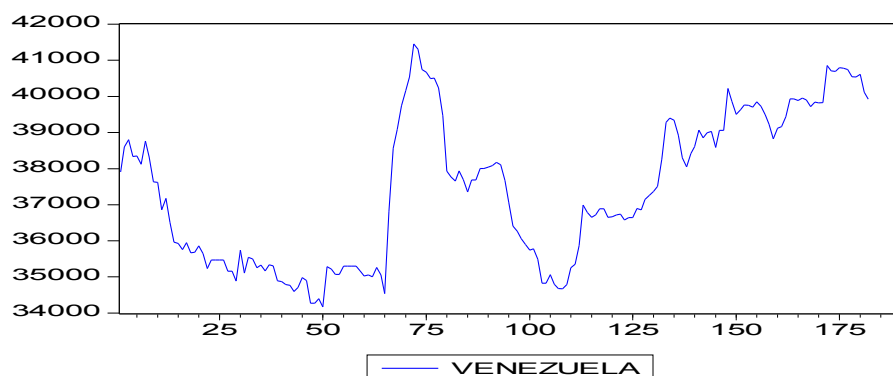


Figura 17 – Série de Preço do Venezuela Stock Market Index

iii. Relevância dos Índices

Para encontrar as séries relevantes ao trabalho, estudaremos inicialmente sua correlação com o índice IBOVESPA. Desse modo, não nos preocuparemos com a correlação dos índices entre si, pois o objetivo, por hora, é testar a relevância de cada série com o índice objeto.

Uma das grandes dificuldades dessa medição se dá ao fato de cada bolsa de valores seguir um calendário distinto de negociação, ou seja, a bolsa de valores só estará

aberta para negociação nos casos de não ser feriado nacional, nem mesmo regional (incluindo aqui municipal e estadual). Com tal limitação em mente, iremos repetir a cotação anterior para os dias nos quais não temos cotação.

Em casos especiais como o ocorrido com o índice russo, no qual o índice possui cotação em um sábado (07/06/2008) e num domingo (04/05/2008) iremos retirar tal cotação, pois isso irá prejudicar consideravelmente a análise da sazonalidade. Esses dados foram considerados como outliers.

Repetindo os valores do dia anterior para a série dos índices, encontramos a tabela abaixo que evidencia os números de dados modificados por série analisada.

Alemanha	3
Argentina	8
Bélgica	3
Brasil	5
Chile	5
China	9
Coréia do Sul	9
Estados Unidos	6
França	3
Itália	4
Japão	8
México	5
Países Baixos	3
Rússia	10
Taiwan	10
Venezuela	11

Tabela 2 - Número de dados alterados por país

Como os números de valores alterados por série não afetam de forma significativa a análise da amostra, não há necessidade de evidenciar quais foram os dias por países, visto que tal informação não trará nenhum ganho estatístico ao trabalho. Lembro ainda que esses números foram retirados de uma amostra que tem início em 02/01/2008 e acaba em 11/09/2008, contabilizando 182 amostras por série.

Infelizmente, a amostra utilizada no escopo do projeto não foi de 182 amostras e sim de 120 amostras. A coleta de um número superior ao necessário foi feito apenas como forma de se precaver de possíveis problemas, não afetando em nada os resultados do trabalho. Isso porque a distribuição das exceções descritas acima está bem normalizada para cada uma das séries, não sendo necessário assim reavaliar o número de exceções para janela utilizada no trabalho.

iv. Caracterizando o Horário dos Índices

As negociações realizadas nas bolsas de mercadorias são comumente diferenciadas pelos tipos e/ou etapas dessas negociações. Em outras palavras, algumas instituições diferenciam os horários por etapas de negociação, outras pelo tipo de negociação como veremos adiante.

As etapas de negociações são normalmente divididas em três: *pre-trading*, *trading* e *post-trading*. Existem ainda outros nomes derivados desses como: *Pre-opening*, *Pre-hours*, *Regular session*, *Regular hours*, *Continuous trading*, *Trading session*, *After-Market*, *Post-closing*, *After hours trading* e *Post-trading*. As expressões usadas no mercado brasileiro são em geral expressões em inglês, por isso a manutenção das expressões originais. Outras bolsas dividem horários de acordo com o tipo de pregão, como o pregão viva-voz (*Floor Trading*) e o eletrônico (*Electronic Trading*).

Um bom exemplo da diferenciação é a bolsa de ações italiana. Ela diferencia os horários de negociação em seis etapas, são elas: *pré-opening* (08:00-09:00), *validation phase* (09:01-09:03), *opening phase* (09:03-09:05), *continuous trading* (09:05-17:25), *post-closing* (17:25-17:30) e, por fim, *validation and closing* (17:31-17:35). O Brasil, como muitos outros países, possui também sua particularidade. A bolsa de ações brasileira (BOVESPA) se adapta ao horário de verão, desse modo no horário de verão brasileiro, a bolsa abre às 11:00 e fecha às 18:00. Outro exemplo interessante é a bolsa de ações chilenas (Bolsa de Comercio de Santiago), nela nos meses de abril até outubro a bolsa fecha às 16:30, enquanto nos outros meses ela fecha às 17:30. O seu horário de abertura é sempre o mesmo, as negociações se iniciam às 09:30.

A distinção de horário é imprescindível ao trabalho, caracterizando assim o momento no qual o dado foi coletado. A tabela abaixo mostra os horários de abertura e fechamento de cada bolsa analisada no trabalho.

	Horário Local	
	Abertura	Fechamento
Alemanha	09:30	20:00
Argentina	09:30	18:00
Bélgica	09:00	17:25
Brasil	10:00	17:00
Chile	09:30	16:30
China	09:30	15:00
Coréia	09:00	15:00
EUA	10:30	17:15
França	09:00	17:30
Itália	09:05	17:25
Japão	09:00	15:00
México	08:30	15:00
Países Baixos	09:00	17:30
Rússia	10:30	17:45
Taiwan	09:00	13:30
Venezuela	09:30	14:00

Tabela 3 – Horário Local de Abertura e Fechamento de cada Bolsas

Na análise dos dados acima, nota-se logo a necessidade de saber qual o fuso horário dessas bolsas em relação ao Brasil. Isso porque a informação de qual bolsa abre antes ou depois comparado ao IBOVESPA é muito importante para o estimador. Nesse sentido, o próximo item vem explicando a obtenção dessas informações.

v. Fuso Horário

A implantação dos fusos era necessária devido à ocorrência de diversos contratempos e problemas vinculados a falta de uma padronização de tempo, por isso foi realizada em 1884, nos Estados Unidos, uma conferência de astrônomos na qual foi discutida a padronização dos horários em todos os pontos do planeta. Foi adotado então o Meridiano de Greenwich como o meridiano principal, uma vez que esse é o ponto inicial ou referencial para a implantação dos fusos. A partir desse marco, a cada fuso no sentido leste adianta-se uma hora, e no sentido oposto, atrasa-se uma hora.

Com essa conduta em mente, mostra-se agora o estudo de horário de negociação de cada um dos índices de acordo com as bolsas.

	Horário Local		Fuso Horário	Horário Brasileiro	
	Abertura	Fechamento		Abertura	Fechamento
México	08:30	15:00	+2	10:30	17:00
EUA	10:30	17:15	+1	11:30	18:15
Venezuela	09:30	14:00	+1	10:30	10:30
Chile	09:30	16:30	+1	10:30	17:30
Argentina	09:30	18:00	+0	09:30	18:00
Brasil	10:00	17:00	+0	10:00	17:00
França	09:00	17:30	-5	04:00	12:30
Itália	09:05	17:25	-5	04:05	12:25
Alemanha	09:30	20:00	-5	04:30	15:00
Países Baixos	09:00	17:30	-5	04:00	12:30
Bélgica	09:00	17:25	-5	04:00	12:25
Rússia	10:30	17:45	-7	03:30	10:45
China	09:30	15:00	-11	22:00	04:00
Taiwan	09:00	13:30	-11	22:00	02:30
Coréia	09:00	15:00	-12	21:00	03:00
Japão	09:00	15:00	-12	21:00	03:00

Tabela 4 - Comparação dos Horários de Abertura/Fechamento das Bolsas

As peculiaridades dos horários de negociação de cada país não influenciariam de modo significativo a ordenação nessa tabela, por tal motivo não houve necessidade de evidenciar os casos de horários atípicos para cada um dos índices estudado.

vi. Fonte de Dados

Todos os dados utilizados no trabalho foram retirados no terminal Bloomberg, com a intenção de pesquisa acadêmica. Esse provedor foi escolhido devido à facilidade de se encontrá-los e pela gama de informações financeiras existentes. Visando explicar a fonte provedora das informações usadas, segue um resumo sobre a empresa.

A Bloomberg é uma empresa de software cujo modelo de negócios é a informação. Ela foi criada por Michael Bloomberg em 1981 em parceria com o Merrill Lynch, a empresa fornecia ferramentas analíticas facilitadoras para a tomada de decisão, informando preços, índices financeiros e qualquer dado para análise 24 horas por dia, seja ele um dado histórico ou em real-time. Devido a tais características, ela se tornou um dos principais provedores mundiais de informação para o mercado financeiro, estando presente em quase 100% dos bancos, corretoras e seguradoras no mundo. Além de prove-

dor de dados, a empresa possui uma emissora de TV a cabo e uma editora, todas elas voltadas para informações econômico-financeiras.

vii. Preparação dos Índices

O uso de inúmeros índices econômicos para explicar a variação do índice IBO-VESPA de abertura é uma prática bem comum, mas exige algumas preocupações. Baseado em uma dessas necessidades, calculam-se as séries de retorno baseado na diferença logarítmica das séries de preço, ou seja:

$$\begin{aligned} \text{Série de Retorno}_t &= \ln(\text{Série de Preço}_t) - \ln(\text{Série de Preço}_{t-1}) \\ \text{Série de Retorno}_t &= \ln\left(\frac{\text{Série de Preço}_t}{\text{Série de Preço}_{t-1}}\right) \end{aligned}$$

A série de retorno poderia também ser calculada da forma linear, mas por essa conduta ser a prática de mercado, preferiu-se utilizar o retorno logarítmico, resultando nos gráficos presentes no apêndice A.

b. Ferramentas

i. EViews

O programa Econometric Views foi desenvolvido pela Quantitative Micro Software (QMS) e é um pacote estatístico desenvolvido de um conjunto de ferramentas para manipular dados de séries temporais (coletados ao longo do tempo). Foi originalmente desenvolvido de um software processador de séries de tempo para computadores grandes. O predecessor imediato do EViews foi o Micro TSP, desenvolvido em 1981.

Embora o EViews tenha sido desenvolvido por economistas visando sua aplicação nessa área, não há nada que o impeça de ser usado em outras áreas. O EViews é um software que produz regressões e previsões. Com o EViews é possível desenvolver uma relação estatística entre os dados e usar esta relação para prever valores futuros dos dados. As áreas onde o EViews pode ser útil incluem: previsão de vendas, análise de custos, previsão em análises financeiras, simulação e previsão macroeconômica, análise científica e avaliação de dados.

O programa EViews proporciona modos visuais convenientes, entrada de dados através do teclado ou de arquivos de disco, criação de uma nova série a partir de uma já

existente e executa análises estatísticas das relações entre os dados. Cada série inserida recebe um nome, e você pode pedir operações de qualquer complexidade em todas as observações, somente mencionando o nome da série.

As mais importantes funções, que o programa EViews proporciona, estão listados abaixo:

- Cálculo de uma nova série, baseada numa fórmula de qualquer complexidade;
- Gráficos de linha, gráficos de barra e de torta, diagramas de dispersão,
- Produz Regressões através dos Métodos de Mínimos Quadrado Ordinários, Mínimos Quadrados Ordinários com correção de autoregressividade, Mínimos Quadrados de Dois e Três Estágios;
- Estimação de Funções Não-Lineares;
- Estimação linear e não linear de sistemas de equações;
- Combinação e estimação de dados séries temporal e cross-section;
- Estimação de Modelos ARCH-GARCH;
- Estimação e análise de sistemas de vetor auto-regressivo;
- Estatística descritiva: correlações, covariância, auto-correlações, e histogramas;
- Distribuição Polinomial;
- Solução de modelos simultâneos.

Devido a todas essas facilidades estatísticas e também englobar todas as funcionalidades que gostaríamos de utilizar, o programa foi o centro de todas as análises.

ii. Excel

O Excel é um aplicativo Windows - uma planilha eletrônica - que fornece ferramentas para efetuar cálculos através de fórmulas e funções e para a análise desses dados. As cinco principais funções do Excel são:

- Planilhas: permite armazenar, manipular, calcular e analisar dados tais como números, textos e fórmulas. Podem acrescentar gráficos diretamente em sua planilha, elementos gráficos, tais como retângulos, linhas, caixas de texto e botões. É possível utilizar formatos pré-definidos em tabelas.

- Bancos de dados: possibilita classificar, pesquisar e administrar facilmente uma grande quantidade de informações utilizando operações de bancos de dados padronizadas.
- Gráficos: facilita a apresentação de seus dados, além de permitir a personalização dos mesmos.
- Apresentações: devido a extensa variedade de formatações das células, o Excel torna-se uma ferramenta muito flexível na geração de apresentações.
- Macros: é o nome popular para definir uma seqüência de comandos escritos na linguagem de programação Visual Basic for Applications (VBA). Essa ferramenta potencializa inúmeras funcionalidades do Excel.

Capítulo 5 - Estudo do Caso

a. Premissas

Como mencionado anteriormente, esse trabalho tem por objetivo fazer a predição da abertura do índice IBOVESPA utilizando as informações mais recentes do mercado. Com todos os conhecimentos mencionados no corpo desse documento, iniciam-se os testes para a predição desse índice.

Inicialmente, é preciso distinguir as partes da amostra. A amostra possui 120 elementos sendo que desse total 60 elementos são usadas para estudo e os outros são usados para o teste do preditor. Embora a partir de agora o trabalho mencione sempre as amostras numeradas de 1 a 120 apenas para facilitar o entendimento, os valores trazem uma informação implícita de tempo. As amostras foram retiradas do terminal Bloomberg e referem-se ao período de 02/01/2008 (amostra número 1) a 17/06/2008 (amostra número 120).

O trabalho seguiu a rotina mostrada no esquema abaixo. O processo começou com a análise individual de cada série de preço utilizada.

- ✓ Seleção das bolsas de valores
- ✓ Estudo dos horários de negociação de cada uma das bolsas escolhidas
- ✓ Captura de todos os dados considerando o fuso horário entre as bolsas
- ✓ Limpeza das séries de preço
- ✓ Cálculo das séries de retorno
- ✓ Análise das séries de retorno
- ✓ Escolha de um regressor
 - Análise de seus resultados
 - Sugestão de melhoria
- ✓ Análise dos resultados

Embora aparentemente o processo de predição seja simples, antes de chegar nisso foi preciso inúmeros estudos sobre o comportamento de cada uma das séries bem como suas relações com as outras bolsas. Nesse sentido, mostram-se os estudos preliminares e seus resultados para ao final evidenciar os resultados concretos do trabalho.

b. Estudos Preliminares

Os resultados apresentados a seguir fazem parte de uma série de estudos feitos com a finalidade de obter-se um bom preditor do índice IBOVESPA de abertura. Começa-se então com o estudo da estabilidade de cada uma das séries pré-selecionadas.

Iniciaremos agora com a análise das correlações de cada série com o IBOVESPA. Utiliza-se o programa de análise estatística EViews, no estudo da correlação das séries cruas, apenas para termos uma panorama inicial de quais séries trazem mais informações que outras e para qual período. As escolhas serão baseadas em alguns critérios, visto que para uma boa estimação precisa-se de séries com alto grau de correlação com o IBOVESPA e com certa estabilidade. Caso a correlação seja alta e varie muito, não é possível retirar informações que ajude a previsão do objeto de estudo. Nesse contexto, é proposto um estudo preliminar sobre as informações presentes nas séries de retorno de cada país selecionado em relação ao Brasil.

i. Estudo da Correlação

Inicia-se agora o estudo da correlação entre as séries de retorno de cada um dos países selecionados com o IBOVESPA de abertura. Conforme será observado a seguir, infelizmente o estudo proposto não gerou nenhum resultado significativo.

Dado que a correlação é uma medida que depende significativamente do tamanho da amostra, como visto no início desse documento, tentamos dessa maneira estudar qual é a melhor janela a ser escolhida para correlação. Para isso, estudam-se inicialmente as séries de retorno sem qualquer manipulação, obtendo assim o resultado para as correlações com o IBOVESPA apresentado na tabela seguinte.

Correlação com o IBOVESPA				
	1 - 64	64 - 127	127 - 190	1 - 190
Alemanha	-0,206218	0,069739	-0,142266	-0,125301
Argentina	0,803989	0,561151	0,647903	0,701400
Belgica	-0,100479	0,034942	-0,183636	-0,094922
Chile	0,669329	0,396714	0,479156	0,557125
EUA	0,516456	0,555217	0,528429	0,519221
França	-0,116272	0,030123	-0,051094	-0,067980
Itália	-0,133565	0,079065	-0,098313	-0,074826
México	0,697056	0,479186	0,553360	0,606389
Países Baixos	-0,108991	0,177216	0,103833	0,003268
Venezuela	0,121284	0,061111	0,015574	0,061836
China	-0,066759	0,084723	0,105596	0,045067
Coréia	-0,097165	0,190807	-0,189562	-0,059590
Japão	0,094135	0,188340	-0,226535	0,048083
Rússia	-0,176791	0,040915	-0,274329	-0,146020
Taiwan	-0,198618	-0,080442	-0,099733	-0,125606

Tabela 5 - Estudo Inicial das Correlações

O quadro acima mostra um estudo preliminar sobre as correlações dentro da amostra capturada. O objetivo desse estudo é termos uma idéia do comportamento da correlação ao longo do tempo e verificarmos a influência da alteração da janela amostral no cálculo da correlação. Para isso, calcula-se a correlação mudando o tamanho da janela analisada e seu início dentro da amostra. Embora se tenha utilizados apenas dois diferentes tamanhos de amostra (63 e 182 amostras) iniciando-se em momentos distintos (1-64, 64-127, 127-190 e 1 - 190), isso já resulta num panorama do comportamento de cada série. Esse resultado gerou uma expectativa muito vaga sobre a estabilidade das correlações e também sobre o uso das possíveis variáveis explicativas. Quer dizer, como o objetivo do trabalho é estimar a abertura da bolsa brasileira e a correlação nos informa a dependência linear de uma variável com a outra, podemos de forma simplória dizer que quanto mais estável a correlação entre as bolsas, melhor será o estimador. Nesse sentido, analisando as variações da correlação das bolsas mundiais contra o IBOVESPA, nota-se claramente uma alteração significativa nos valores e sinais das correlações, que contribuirá para o mau desempenho do estimador. Temos assim que encontrar a melhor maneira de utilizar cada uma das variáveis no estimador proposto.

O resultado acima embora não traga qualquer resultado significativo ao trabalho, motivou um novo estudo da correlação entre as bolsas de valores. Nessa nova tentativa de entender a evolução da correlação entre as bolsas e o índice IBOVESPA de abertura,

geram-se gráficos de correlação alterando-se a janela amostral na tentativa de capturar a estabilidade ou não da correlação.

Da-se então início ao novo estudo através da análise da correlação das séries de retorno ao longo do tempo alterando a janela amostral nos seguintes valores: 5, 10, 15 e 20 dias úteis. Os gráficos resultantes estão presentes no apêndice C desse trabalho. Outros estudos mencionados na bibliografia provam que os retornos recentes contribuem mais para os retornos presentes em comparação a retornos mais antigos. Dado que o estudo não agregou qualquer melhoria ao preditor, os seus resultados não foram inseridos nesse trabalho.

ii. Estudo da Regressão

O resultado das correlações embora aumente o trabalho durante o processo de estudo das variáveis, gera uma boa expectativa da estimação proposta. Estuda-se então a regressão separadamente de cada um das variáveis, incluindo a série de retorno do IBOVESPA. Ou seja, estima-se o melhor modelo de estimador ARMA para todos os índices analisados. Para isso, o número de atrasos foi limitado em cinco atrasos, prazo esse proposto devido ao histórico de negociações excluírem os finais de semana.

No estudo proposto, geram-se todas as possíveis regressões e escolhe o melhor estimador baseado no menor índice Akaike. O estudo completo dessa etapa pode ser visto na cópia eletrônica disponibilizada ao departamento de Engenharia Eletrônica e de Computação. Vale lembrar que a amostra utilizada para esse estudo começa na amostra 1 e termina na 60. Ao final do processo obtém-se a seguinte tabela:

País	Modelo	Akaike
Alemanha	alemanha_d_ln ar(1) ar(2) ar(3) ar(4) ma(1) ma(2)	-5,675
Argentina	argentina_d_ln ar(1) ar(3) ar(4) ma(2) ma(3) ma(4)	-6,031
Bélgica	belgica_d_ln c ar(1) ar(4) ar(5) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4)	-5,404
Brasil	brasil_d_ln ar(1) ar(2) ar(3) ar(4) ar(5) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5)	-5,210
Chile	chile_d_ln c ar(1) ar(3) ar(5) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5)	-6,177
China	china_d_ln ar(1) ar(3) ar(4) ar(5) ma(1) ma(2) ma(3)	-4,444
Coréia	coreia_d_ln ar(1) ar(2) ar(3) ar(4) ma(3) ma(4)	-5,811
EUA	eua_d_ln ar(3) ar(4) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4)	-6,121
França	franca_d_ln c ar(2) ar(3) ar(4) ar(5) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4)	-5,261
Itália	italia_d_ln c ar(2) ar(3) ma(1) ma(2) ma(3)	-5,707
Japão	japao_d_ln c ar(2) ar(4) ar(5) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5)	-5,784
México	mexico_d_ln ar(3) ar(4) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5)	-5,894
Países Baixos	países_baixo_d_ln c ar(1) ar(2) ar(4) ma(2) ma(3) ma(4)	-5,293
Rússia	russia_d_ln ar(1) ar(3) ar(5) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4) ma(5)	-5,272
Taiwan	taiwan_d_ln c ar(2) ar(3) ar(4) ma(1) ma(2) ma(3) ma(4)	-5,654
Venezuela	venezuela_d_ln ar(1) ar(3) ar(4) ar(5) ma(4) ma(5)	-6,174

Tabela 6 - Resultados dos Melhores Modelos ARMA

A tabela acima mostra para cada série de retorno a regressão que minimiza o índice Akaike. Essa regra foi utilizada devido a outras literaturas mencionadas na bibliografia sugerirem o uso desse índice para pequenas amostras. Ao tentar diminuir ao máximo o erro da regressão, encontram-se as séries de resíduo mostradas no apêndice B.

iii. Correlação dos Resíduos

Depois do estudo das regressões, temos a etapa de análise das correlações entre os resíduos gerados. Nesse sentido, um estudo preliminar foi realizado para esclarecer qualquer problema vinculado à variação da correlação dessas novas variáveis. Gerou-se então o gráfico da correlação no tempo utilizando janelas distintas, no caso, utilizamos quatro janelas: 5, 10, 15 e 20 dias úteis. Os gráficos resultantes desse estudo estão no apêndice C desse documento. Eles foram gerados a partir da seguinte regra: caso a bolsa analisada abra antes do IBOVESPA, gera-se a correlação no tempo usando dados do mesmo dia; caso contrário, a correlação calculada leva em consideração o atraso de um dia útil existente entre a abertura da bolsa analisada e o fechamento do IBOVESPA do dia anterior.

Para cada uma das séries estudadas, os gráficos CORREL_1, CORREL_2, CORREL_3, CORREL_4 representam as correlações ao longo do tempo com as respectivas janelas de amostragem 5, 10, 15 e 20 dias úteis. Baseado nas variações acima, nota-se que não existe qualquer variável a todo o momento bem correlacionada com resíduo da série brasileira.

Analizando esses gráficos mais profundamente é possível perceber que quanto maior for a janela de correlação, mais homogêneos ficam os valores da correlação, ou seja, menor é o número das variações abruptas. Esse resultado já era previsto e não nos ajuda a melhorar o preditor. Pensando nisso, teve-se a idéia de controlar as séries usadas na predição usando a estabilidade da correlação. Desse modo, arbitraríamos uma janela para então controlar o uso ou não da variável explicativa. Usa-se então uma janela de três dias. A escolha de tal período foi baseada em outros estudos mencionados na bibliografia que provam uma maior dependência dos retornos por acontecimentos recentes. O desempenho desse controle será avaliado junto aos outros estimadores nos capítulos seguintes.

c. Resultados

i. Estimadores

Até o momento, os estudos preliminares não tentaram de maneira nenhuma explicar as variações do índice IBOVESPA a partir das variações dos outros índices. Neste início, inicia-se o estudo das regressões, passando-se então para as tentativas de melhora dos preditores.

Dentre todos os estimadores testados, podemos dizer que eles se diferenciam pelas seguintes características: variável explicada, variáveis explicativas e uso de controle nas variáveis de entrada. Alguns estimadores tentam prever o retorno do IBOVESPA enquanto outros prevêm o resíduo do retorno do índice. Já as variáveis explicativas podem variar desde os atrasos da própria série até a utilização de todas as séries de retorno existentes, outros casos serão apresentados logo adiante. A utilização de controle foi motivada pela instabilidade das correlações, ou seja, devido à instabilidade da correlação da série de retorno da variável explicativa dificultar a predição do estimador, foi pensado num controle que tenta eliminar as séries com correlação instável.

O controle das variáveis explicativas foi desenvolvido baseado na regra descrita a seguir: caso a correlação da série explicativa manter o mesmo sinal durante mais de três dias consecutivos, então podemos utilizar a série como variável explicativa do estimador. Logo o algoritmo precisa, antes de realizar a regressão, calcular um histórico de três dias da correlação e então selecionar as séries que serão usadas na regressão.

Depois de evidenciar os tipos de regressores, lista-se então todos os estimadores desenvolvidos e analisados.

- 1 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA);
- 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais;
- 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas;
- 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado;
- 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais;
- 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis;
- 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil;
- 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada;
- 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais;
- 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis;
- 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil;
- 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada;

A lista dos estimadores facilita o entendimento de suas diferenças. Elas se baseiam principalmente entre a variável explicada (retorno do IBOVESPA ou resíduo do retorno do IBOVESPA), as variáveis explicativas (utilização de todas as outras bolsas e/ou utilização da série de retorno da bolsa brasileira) e por fim a existência de um controle das variáveis explicativas.

a) Métricas de Desempenho

Para comparar cada um dos estimadores, utilizam-se algumas métricas que mensuram os erros obtidos, como, por exemplo, o “Mean Absolute Percentage Error” (MAPE) e o “Root Mean Square Error” (RMSE). As métricas citadas controlam a magnitude do erro do estimador, mas errar por muito ou por pouco não significa necessariamente um maior ganho financeiro. Isso porque pode haver o cenário no qual o estimador erre apenas para os ganhos pequenos e acerte para altos ganhos, dessa maneira o investimento preferirá esse estimador ao outro que erre pouco embora que gere baixo ganho.

Objetivando medir alguns parâmetros para comparação dos estimadores como uma forma de investimento, foi utilizado alguns parâmetros bem conhecidos do mundo financeiro, como volatilidade e retorno financeiro. Essa distinção é necessária, pois é preciso normalizar todos os ativos, nesse caso os estimadores, para então compará-los e na conclusão decidir em qual investir. Para isso é preciso analisar as métricas citadas acima.

b) Erro na Estimação

Antes de iniciarmos a análise das métricas vinculadas ao ganho financeiro do estimador, analisaremos as métricas de erros encontradas para cada estimador e explicaremos como foi feito cada um dos cálculos.

Sabendo que as métricas MAPE e RMSE são definidas pelas fórmulas abaixo:

$$MAPE = \frac{\sum_{k=1}^N \left| \frac{a_k - y_k}{a_k} \right|}{N}$$

$$RMSE = \frac{1}{N} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^N \left| \frac{a_k - y_k}{a_k} \right|^2}$$

onde:

N – é o número de previsões realizadas;

a_k – é a saída desejada para a previsão do índice no tempo k ;

y_k – é a saída prevista para a previsão do índice no tempo k .

nota-se que o RMSE penaliza muito mais os erros maiores e o MAPE indica o erro médio do erro percentual das previsões como o próprio nome sugeri. Com essas informações em mente, é necessário que os valores realizados sejam os mesmos para todos os estimadores, para assim conseguirmos compará-los. Quer dizer, dado que a variável estimada nem sempre é a mesma (retorno do IBOVESPA e/ou resíduo do retorno), a comparação desses índices precisam passar por um ajuste antes da análise final. Adotando como variável desejada o valor de negociação do índice IBOVESPA de abertura (perto de 65.000,00 pontos na amostra), encontramos a seguinte tabela:

Estimadores	MAPE	RMSE
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)	1,15781%	1,63216%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais	1,08472%	1,37420%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas	1,05499%	1,33927%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado	1,12833%	1,45684%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	0,90624%	1,16078%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	0,92582%	1,31465%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	0,91339%	1,19486%
Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	0,76027%	1,08113%
Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	0,77066%	0,96727%
Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	0,72113%	0,95104%
Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	0,77002%	0,97657%
Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	0,75758%	0,98143%

Tabela 7 - Resultados das Métricas de Erros

Através da tabela acima, verifica-se uma evolução considerável na melhoria dos erros do estimador. No caso dessas métricas, quanto menor o valor delas, melhor é o estimador, ou seja, menor é o erro do valor estimado em relação ao realizado.

c) Ganho Financeiro

Observando os erros dos estimadores, nota-se que ele pode gerar muitos ganhos, mas também podem gerar perdas consideráveis. Outro fato importante a ser observado é que a magnitude do erro do estimador está muito parecida com as variações reais do índice IBOVESPA. Nesse sentido, torna-se muito arriscado investir num estimador cujo erro de estimação possui a mesma ordem da variação real do índice. Baseado nisso, faz-se uma estratégia na qual o investidor aposte na direção da variação, ou seja, ele ganhará caso a bolsa varie no mesmo sentido estimado pelo preditor e ele perderá caso o sentido apostado seja o oposto do realizado.

Usando essa estratégia, temos ainda que mencionar qual será o ganho para cada preditor no caso de acerto e/ou erro. Os ganhos provenientes de qualquer preditor serão sempre os mesmos, ou seja, o valor do ganho será o valor absoluto da diferença entre o fechamento do dia anterior e a abertura do dia corrente. Computando o ganho dessa maneira, nos preocupamos apenas com a direção da variação do IBOVESPA de abertura.

É preciso lembrar que não basta acertar a direção da variação para ser considerado um bom investimento, temos que analisar também as variações financeiras do investimento para depois compará-lo com os outros. Mais a frente, nós preocuparemos com a volatilidade desse investimento, ou seja, com a variabilidade de ganhos e perdas de cada um dos estimadores. Por hora, analisaremos apenas a evolução do ganho financeiro e seu método de cálculo do desempenho.

Dado o investimento descrito, é traçado os gráficos com a evolução de cada um dos estimadores. Todos os gráficos são apresentados no apêndice D. A seguir está uma tabela com os retornos financeiros de cada um dos estimadores.

Estimadores	Ganho (R\$)	Ganho em % do ótimo
Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)	-7,76	-6,43%
Estimador 2 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais	21,86	18,11%
Estimador 3 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas	40,96	33,94%
Estimador 4 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado	7,46	6,18%
Estimador 5 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	35,78	29,64%
Estimador 6 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	91,22	75,58%
Estimador 7 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	48,52	40,20%
Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	76,56	63,43%
Estimador 9 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	76,84	63,66%
Estimador 10 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	76,84	63,66%
Estimador 11 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	59,34	49,16%
Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	48,10	39,85%

Tabela 8 - Ganhos encontrados por Estimador

Os valores apresentados acima mostram quanto foi ganho por cada estimador. Embora os valores aparentem ser pequenos, vale lembrar que eles dependem unicamente da estratégia usada para contabilizar o ganho e ao compará-los é preciso ter em mente que o melhor valor possível é de R\$ 120,70. Ou seja, caso uma máquina aposte e acerte o resultado todos os dias, ela ganharia esse valor. Observando apenas esses resultados, certamente a maioria investiria no estimador com o maior ganho, no caso o estimador nú-

mero 6. Mas isso é uma análise muito superficial do problema e não deve ser adotada até a verificação das volatilidades.

a) **VOLATILIDADE**

Volatilidade pode ser interpretada como a média das variações de um determinado ativo financeiro. Existem muitos estudos sobre a melhor maneira de calcular essa métrica, dentre as mais comuns está o cálculo do desvio padrão da série de retornos.

Esse cálculo é interpretado como uma medida de risco, uma vez que resulta da frequência e intensidade das cotações do retorno do ativo. Dessa maneira, quanto mais volátil é um ativo, mais arriscado ele será. Isso porque por oscilar muito, ele pode atingir valores altos e também baixos.

Pensando nisso, algumas medidas foram tomadas em relação a todos os ganhos dos estimadores, resultando na tabela abaixo:

Estimadores	Volatilidade (%a.d.)
Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)	3,14
Estimador 2 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais	3,12
Estimador 3 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas	3,06
Estimador 4 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado	3,14
Estimador 5 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	3,08
Estimador 6 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	2,74
Estimador 7 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	3,03
Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	2,86
Estimador 9 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	2,86
Estimador 10 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	2,86
Estimador 11 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	2,98
Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	3,03

Tabela 9 - Volatilidades encontradas por Estimador

Em posse dessas medidas, é possível escolher dentre os possíveis estimadores o que melhor desempenhou na amostra analisada. Partindo do princípio que todos os investidores são racionais e avessos ao risco, é correto afirmar que todos os investidores escolheriam o estimador 6, pois além dele ser o menos arriscado (menor volatilidade), ele obteve o maior ganho.

Vale lembrar que o cenário de escolha nem sempre é tão óbvio assim, pois ocorrerá o caso de existirem ativos com maiores ganhos e mais arriscados que o Estimador 6.

Dado esse caso, a escolha dependerá do apetite a risco do investidor, não tendo assim uma resposta única.

ii. Filtros

Embora tenhamos encontrado um bom estimador para o IBOVESPA de abertura, ao tentar melhorar o desempenho financeiro desses estimadores, pensamos então em analisar as perdas e ganhos de cada ativo. Para isso traçamos os gráficos presentes no apêndice E. No eixo horizontal temos os valores realizados para o índice IBOVESPA de abertura e no eixo vertical os valores estimados, conforme exemplo abaixo.

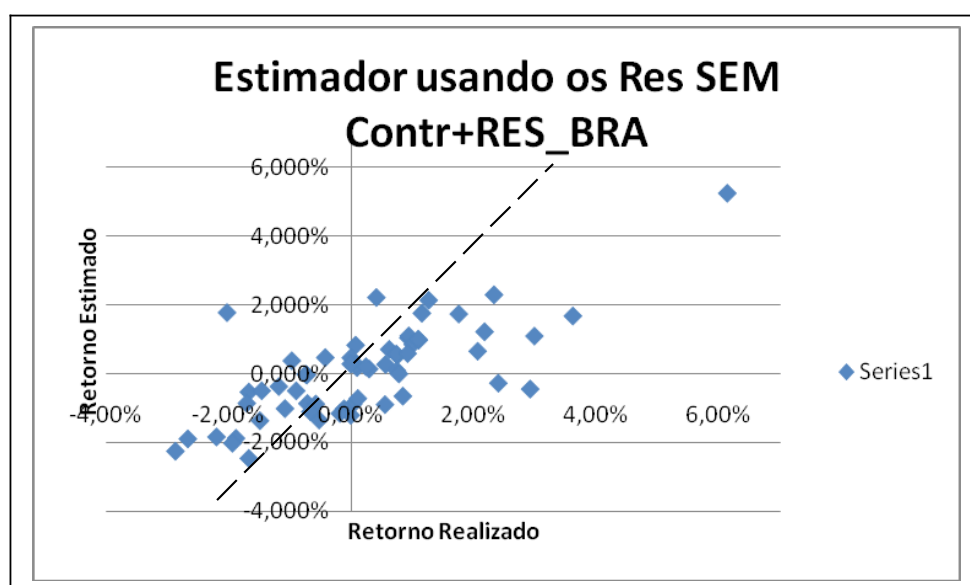


Figura 18 - Distribuição dos Retornos do Estimador 8

Nota-se no gráfico uma concentração de pontos perto da linha em tracejada. Isso é um ótimo sinal, pois significa que o estimador está acertando a direção do índice. Ou seja, quanto mais próximos os pontos tiverem da linha, melhor será o estimador. Lembrando que a proximidade da linha não significa necessariamente um acerto da direção. O acerto está vinculado ao quadrante onde o ponto está, ou seja, caso o ponto esteja no primeiro e terceiro quer dizer que o estimador acertou. Já os pontos presentes no segundo e quarto quadrante são os pontos que representam os erros na estimação da direção do movimento do índice.

Observando esse gráfico, pensamos então em limitar a atuação do estimador a momentos nos quais ele possui mais acertos do que erros. Nesse sentido foi realizado então um novo estudo das variáveis usando agora o valor estimado e realizado da amostra en-

tre 1 a 60. Lembrando que tal idéia teve origem na análise do gráfico traçado com as amostra 61 a 120, janela essa usada para estimação.

Realizando esse estudo, encontram-se os gráficos presentes no apêndice F, a partir dele traçamos os limites superior e inferior de atuação do nosso investidor virtual. Resaltando sempre que essa medida tem a intenção de melhorar o ganho dos estimadores, para que ele aposte somente nos momentos com mais chance de acerto. Dado essa estratégia encontramos a tabela de limites abaixo.

Estimadores	Limite Superior	Limite Inferior
Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)	0,10%	-1,00%
Estimador 2 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais	0,20%	-1,00%
Estimador 3 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas	0,00%	-1,20%
Estimador 4 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado	0,00%	-2,00%
Estimador 5 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	0,00%	-0,50%
Estimador 6 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	0,00%	-0,50%
Estimador 7 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	0,20%	-0,50%
Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	0,00%	0,00%
Estimador 9 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	0,00%	0,00%
Estimador 10 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	0,00%	-0,50%
Estimador 11 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	0,00%	-0,20%
Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	0,20%	-0,50%

Tabela 10 - Limites Superior/Inferior Sugeridos para cada Estimador

Em alguns gráficos analisados nota-se que não há necessidade de limites, uma vez que a presença de pontos dentro do segundo e quarto quadrante é inferior aos pontos presentes o quadrante que representa o acerto na estimação. Sendo assim, analisa-se novamente o ganho limitando a atuação do estimador na área de melhor desempenho. Resulta-se então na tabela abaixo.

Estimadores com Limites	Ganho (R\$)	Volat (%a.d.)
Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)	27,20	2,23
Estimador 2 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais	35,16	2,14
Estimador 3 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas	46,33	2,35
Estimador 4 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado	24,25	2,25
Estimador 5 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	54,77	2,54
Estimador 6 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	88,53	2,48
Estimador 7 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	52,00	2,25
Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	76,56	2,86
Estimador 9 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	76,84	2,86
Estimador 10 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	64,45	2,42
Estimador 11 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	78,71	2,84
Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	63,16	2,42

Tabela 11 - Resultados de Ganhos e Volatilidades com o Estimador Usando os Limites

Além dos resultados abaixo, foram gerados os gráficos de evolução do investimento os quais estão presentes no apêndice G. Neles é possível visualizar facilmente a diminuição da volatilidade do investimento. Além disso, nota-se também a melhora no desempenho da maioria dos estimadores.

Capítulo 6 - Conclusão e Trabalhos Futuros

a – Conclusão

Relembrando a evolução dos estimadores desenvolvidos, ele começa como um estimador bem simples que apenas realiza regressão linear com algumas variáveis. A primeira tentativa de melhora foi controlar as variáveis explicativas, depois disso definimos o método de análise de desempenho (ganho financeiro) para então testar cada estimador.

No primeiro momento, nota-se que o estimador 6 consegue vantagens em relação a todos os outros estimadores atingindo o maior ganho com menor volatilidade. Já no segundo momento, não é mais possível realizar tal afirmação, pois alguns estimadores atingem ganhos maiores, embora adquirindo um maior nível de risco, ou seja, os outros possuem uma maior volatilidade. Nesse cenário, encontra-se a tabela de resultado abaixo.

Estimadores	Sem Filtro		Filtrando as apostas	
	Ganho (R\$)	Volat. (%a.d.)	Ganho (R\$)	Volat. (%a.d.)
Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)	-7,76	3,14	27,20	2,23
Estimador 2 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais	21,86	3,12	35,16	2,14
Estimador 3 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas	40,96	3,06	46,33	2,35
Estimador 4 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado	7,46	3,14	24,25	2,25
Estimador 5 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	35,78	3,08	54,77	2,54
Estimador 6 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	91,22	2,74	88,53	2,48
Estimador 7 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	48,52	3,03	52,00	2,25
Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	76,56	2,86	76,56	2,86
Estimador 9 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais	76,84	2,86	76,84	2,86
Estimador 10 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	76,84	2,86	64,45	2,42
Estimador 11 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil	59,34	2,98	78,71	2,84
Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada	48,10	3,03	63,16	2,42

Tabela 12 - Comparação dos Estimadores Usando os Filtros de Limites

Analisando a tabela acima, podemos descartar os ativos que possuem ganhos menores e uma maior volatilidade, quer dizer, considerando o gráfico a seguir, os pontos que estão a direita e abaixo de outro ponto não é um bom investimento, pois é possível encontrar

outro ativo que gere o mesmo ganho com menos risco. Gráficamente isso é explicado pelos investimentos que estão mais próximos a fronteira eficiente.

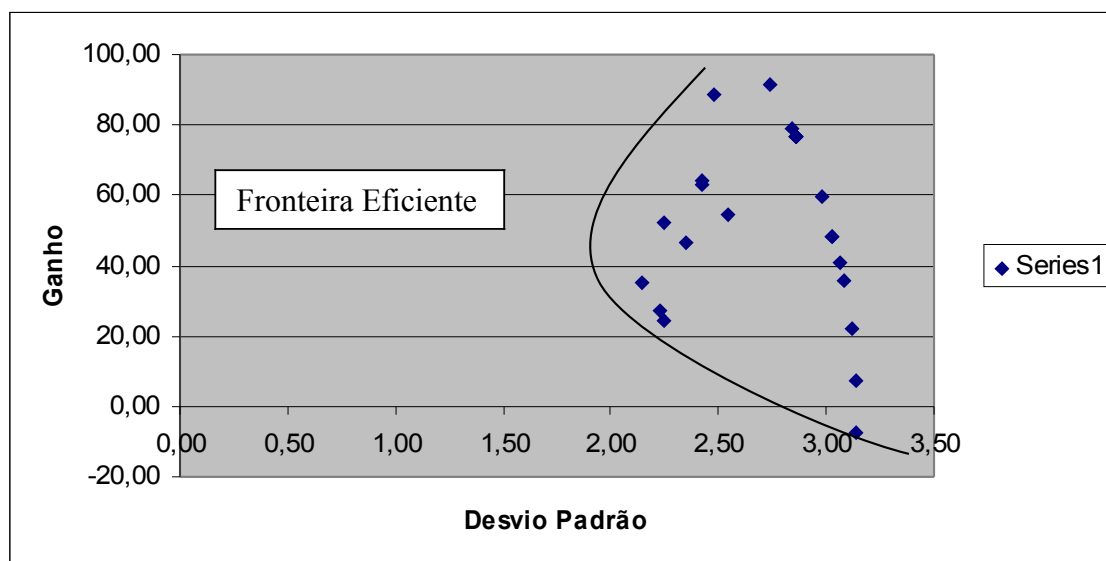


Figura 19 – Fronteira Eficiente

A partir dessa discussão limita-se aos estimadores abaixo.

Estimadores Selecionados	Sem Filtro		Filtrando as apostas	
	Ganho (R\$)	Volat. (%a.d.)	Ganho (R\$)	Volat. (%a.d.)
Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA)				
Estimador 2 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais			35,16	2,14
Estimador 3 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas				
Estimador 4 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado				
Estimador 5 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais				
Estimador 6 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis	91,22	2,74	88,53	2,48
Estimador 7 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil			52,00	2,25
Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada				
Estimador 9 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais				
Estimador 10 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis			64,45	2,42
Estimador 11 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil				
Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada				

Tabela 13 – Seleção de Estimadores

Dentre eles, não existe um melhor, eles são apenas distintos, uns alcançam um melhor resultado com mais risco e o outro um resultado menor com menor risco. A tentativa de normalizar os investimentos por uma única métrica não é o objetivo desse trabalho e le-

vantaria outras questões as quais não são foco do trabalho. Dessa maneira, a escolha de qualquer um desses investimentos dependerá apenas do apetite a risco do investidor.

b – Trabalhos Futuros

Após gerarmos bons estimadores para o IBOVESPA de abertura, levantamos nesse capítulo alguns pontos de evolução para o trabalho, são elas:

- Encontrar o melhor modelo ARMA a cada nova informação inserida na tentativa de incrementar o estimador;
- Estudar a influencia do método do cálculo de retorno no preditor;
- Realizar novos estudos para a melhora do controle das variáveis explicativas, ou seja, testar novas formas de controles;
- Testar se a inclusão de novas séries explicativas melhora o desempenho do estimador
 - Inclusão de algumas séries manipuladas como, por exemplo, a diferença entre a cotação de fechamento e abertura do IBOVESPA e também a série de volatilidade do índice;
 - Ao contrário do que foi feito, estudar agora os mercados que mais influenciam o mercado de capitais brasileiro e não os mercados com os quais o Brasil mais negociou mercadorias;
- Incrementar o método de desempenho inserindo o custo de operação da estratégia proposta, tornando o estimador ainda mais aplicável;
- Melhorar o desempenho dos Filtros Limitadores com novos estudos.
- Incluir análise de normalidade das séries de resíduos.
- Incluir os testes de causalidade de Granger.

Esses foram as possíveis melhorias até o presente momento, não significando assim que não há outras. Acredita-se assim que mesmo sem esses desenvolvimentos o preditor gerou resultados expressivos e pode ir além dos ótimos resultados evidenciados no trabalho.

Bibliografia

- [1] MORRETIN P. A., Tomoi CMC., “Previsão de Séries Temporais”. Second Editon (Atual Editora), São Paulo, Brasil, 1985.
- [2] DRAPER N. R., Smith S., “Applied regression analysis.”. New York: John Wiley and Sons, 1981. P:141-169, 250-265.
- [3] BOX, George P; JENKINS, Gwilym, M. Time Series Analysis : Forecasting and Control. San Francisco : Holden-Day, 1976. p. 1 - 19.
- [4] SOUZA, Reinaldo Castro. Modelos Estruturais para Previsão de Séries Temporais: Abordagens Clássicas e Bayesiana. IN : 17º Colóquio Brasileiro de Matemática. Rio de Janeiro, 1989.
- [5] SHENG, L., “A Fuzzy Neural Network Model for Forecasting Stock Price”. In: The Forty-Sixth Meeting of the International Society for the Systems Sciences (ISSS), 2002-016, Shanghai, China, 2002.
- [6] WHEELWRIGHT, Steven C.; MAKRIDAKIS, Spyros. Forecasting Methods for Management. 4th edition. New York : John Wiley & Sons Inc, 1985.
- [7] HUI, S. C., YAP, M. T., PRAKASH, P. “A Hybrid Time Lagged Network for Predicting Stock Prices”, International Journal of the Computer, the Internet and Management, v. 8, n. 3, 2000.
- [8] EViews Resources at the University of Washington.
- [9] PINDYCK, R. & Rubinfeld, D.L. Econometric Models and Economic Forecasts. U.S : MCGRAW-HILL, 1997. 4ºED. 576P.
- [10] QMS. EViews – User’s Guide. Irvine, Califórnia: Quantitative Micro Software. 1998.371P.
- [11] CALOBA, L. P., BRAGA P. C., Ibovespa Forecasting Using Hybrid Models, COPPE / UFRJ – 2007.

Apêndice A - Séries de Retorno

Abaixo é exposto os gráficos de retorno baseado na fórmula apresentada durante o texto para todas as bolsas de valores selecionadas.

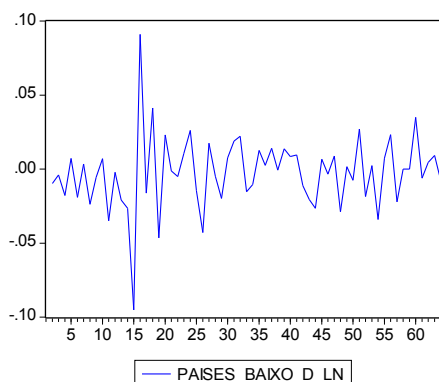


Figura 20 – Série de Retorno do AEX-Index

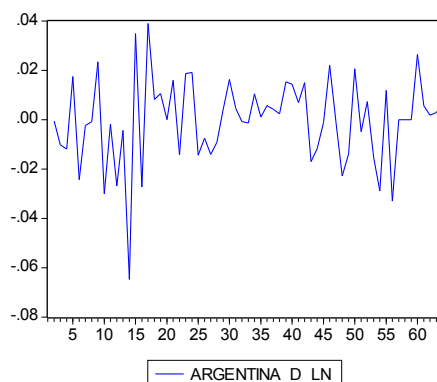


Figura 21 – Série de Retorno do Merval Index

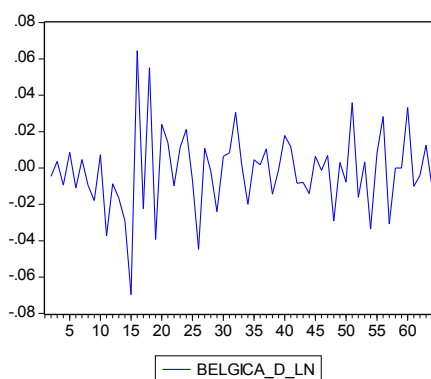


Figura 22 – Série de Retorno do BEL 20 Index

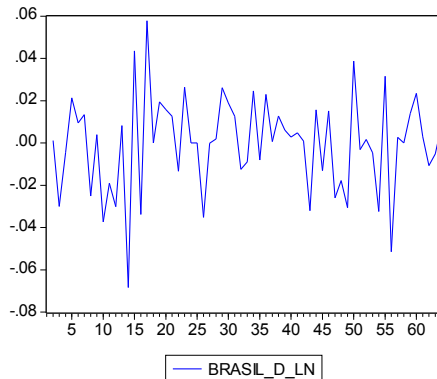


Figura 23 – Série de Retorno do BOVESPA Index

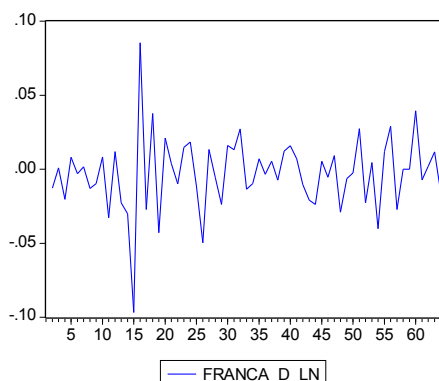


Figura 24 – Série de Retorno do CAC 40 Index

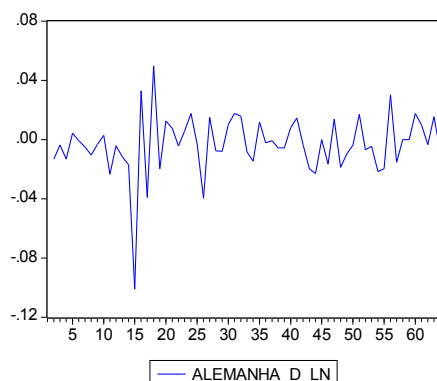


Figura 25 – Série de Retorno do DAX Index

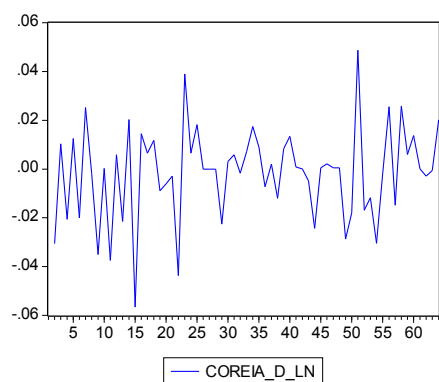


Figura 26 – Série de Retorno do KOSPI Index

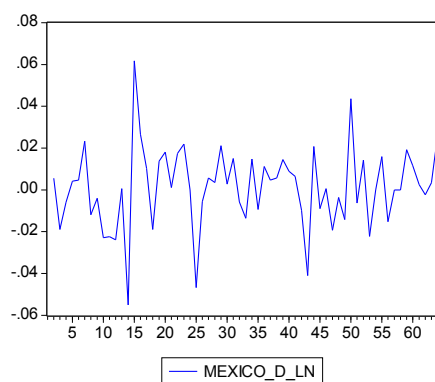


Figura 27 – Série de Retorno do MEXBOL Index

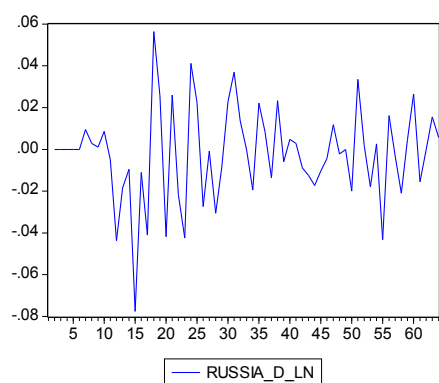


Figura 28 – Série de Retorno do MICEX Index

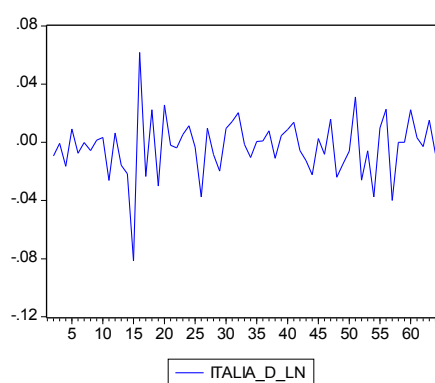


Figura 29 – Série de Retorno do MIB30 Index

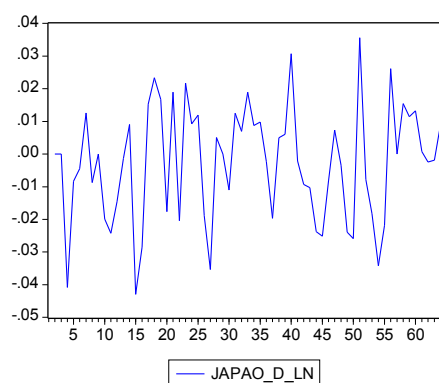


Figura 30 – Série de Retorno do NIKKEI 225

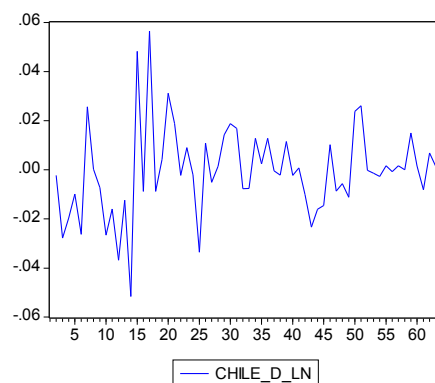


Figura 31 – Série de Retorno do Chile Stock Exchange Index

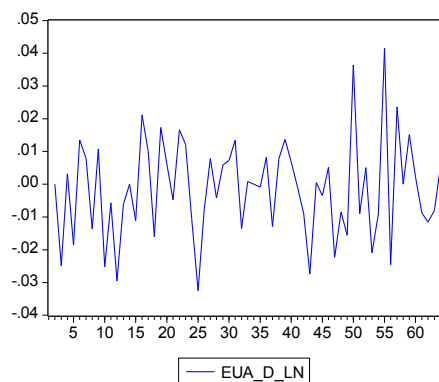


Figura 32 – Série de Retorno do S&P500 Index

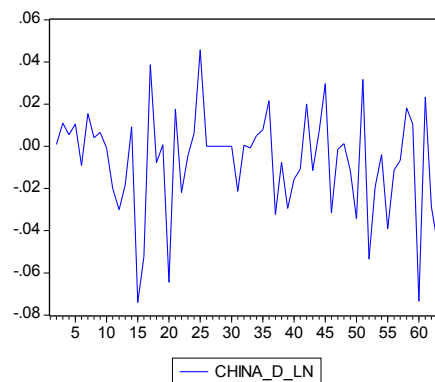


Figura 33 – Série de Retorno do Shangai Index

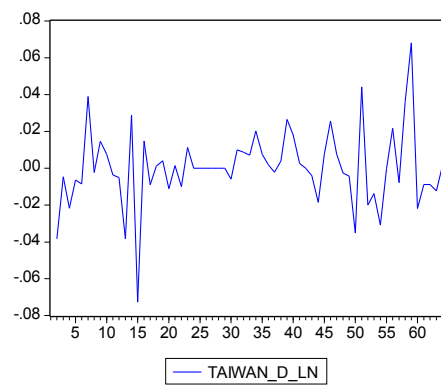


Figura 34 – Série de Retorno do Taieix Index

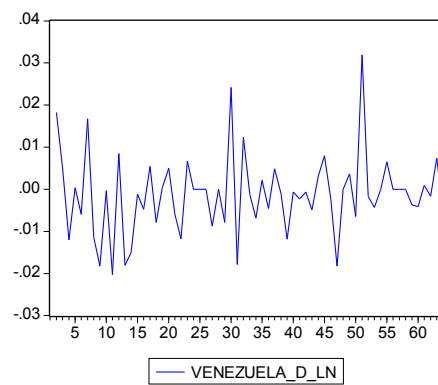


Figura 35 – Série de Retorno do Venezuela Stock Market Index

Apêndice B - Séries de Resíduos

Os resíduos gerados à partir das regressões são:

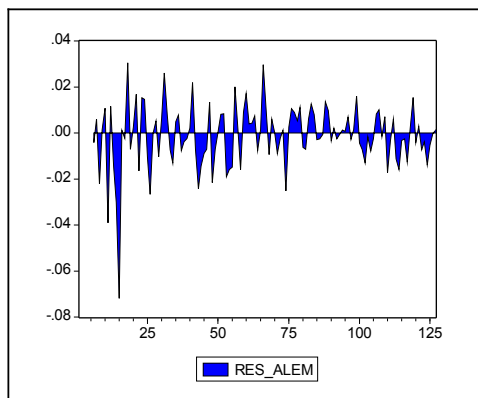


Figura 36 – Série de Resíduo da Alemanha

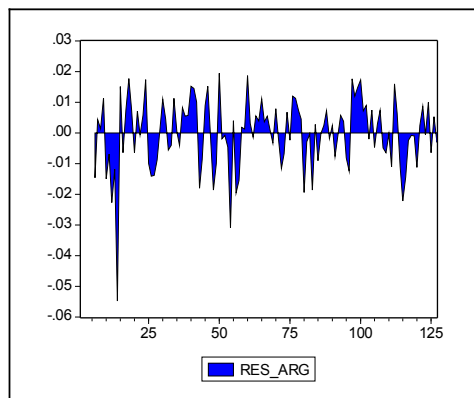


Figura 37 – Série de Resíduo da Argentina

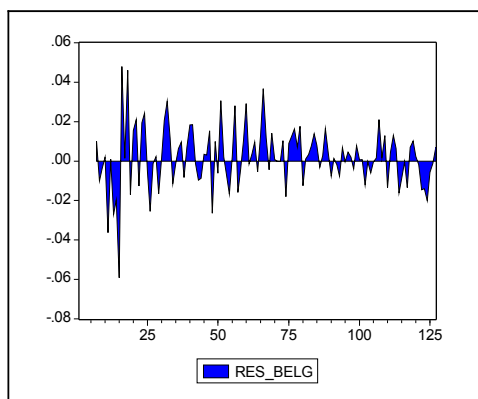


Figura 38 – Série de Resíduo da Bélgica

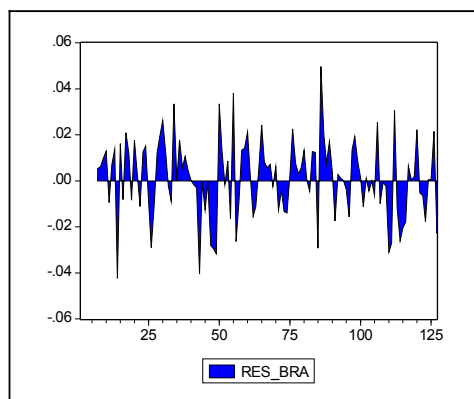


Figura 39 – Série de Resíduo do Brasil

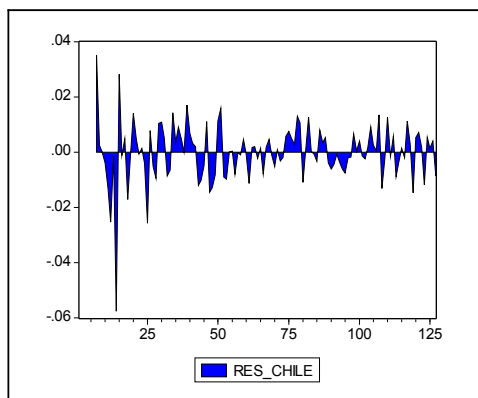


Figura 40 – Série de Resíduo do Chile

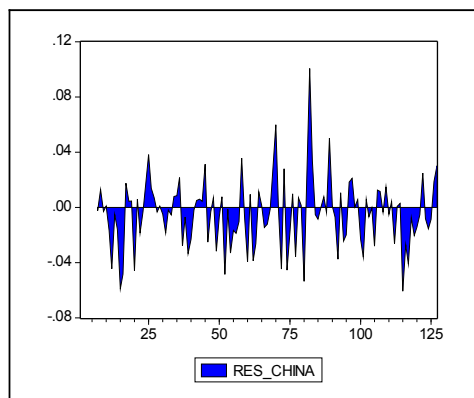


Figura 41 – Série de Resíduo da China

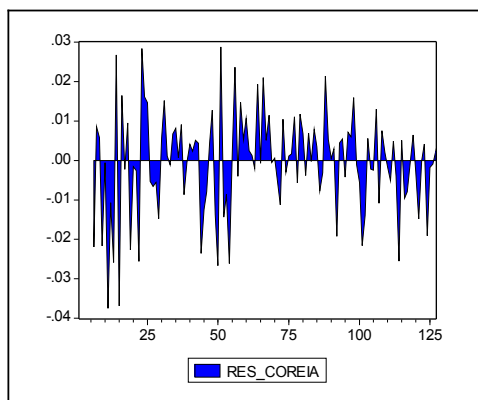


Figura 42 – Série de Resíduo da Coréia

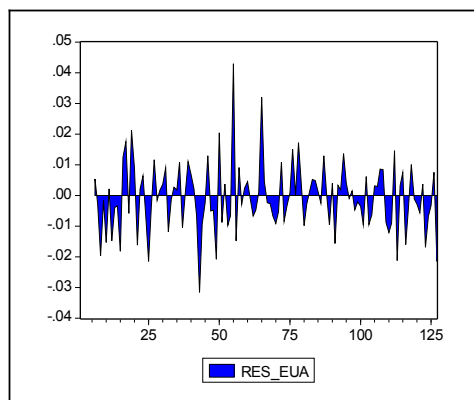


Figura 43 – Série de Resíduo dos EUA

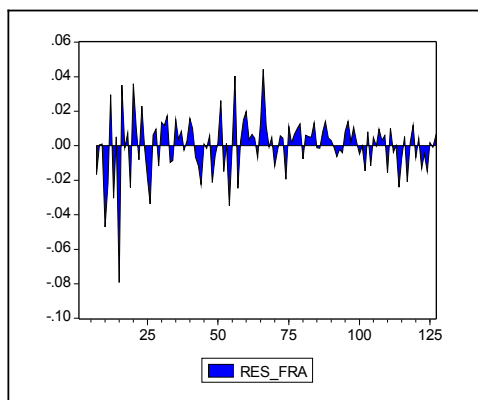


Figura 44 – Série de Resíduo da França

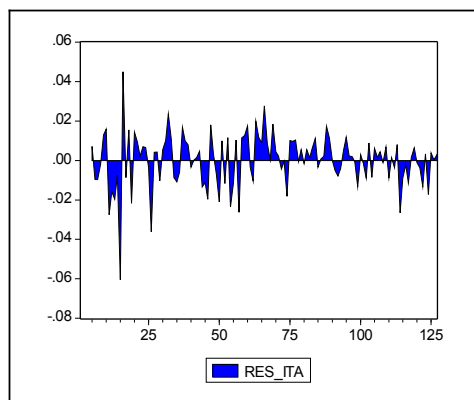


Figura 45 – Série de Resíduo da Itália

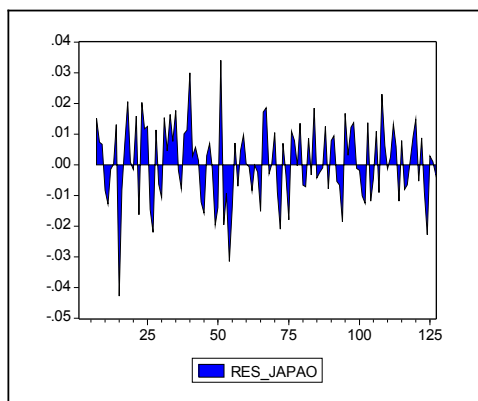


Figura 46 – Série de Resíduo do Japão

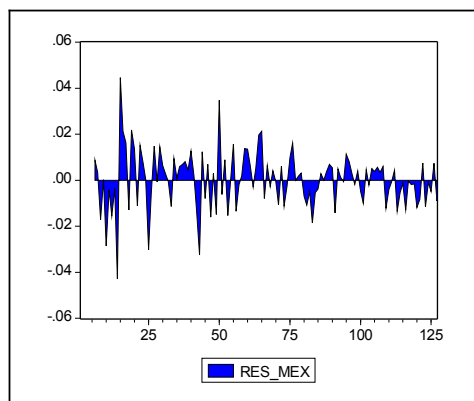


Figura 47 – Série de Resíduo do México

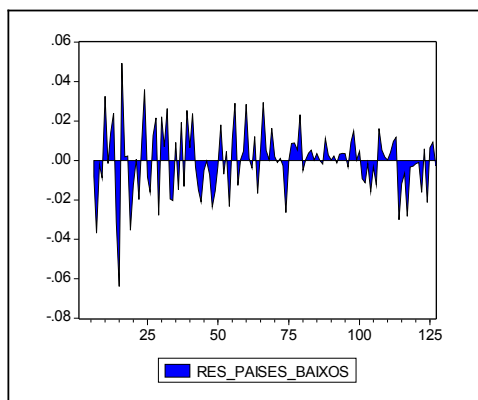


Figura 48 – Série de Resíduo dos Países Baixos

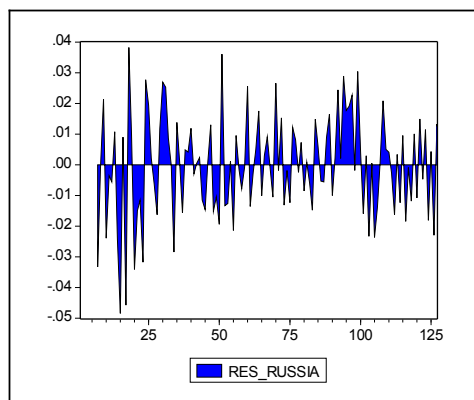


Figura 49 – Série de Resíduo da Rússia

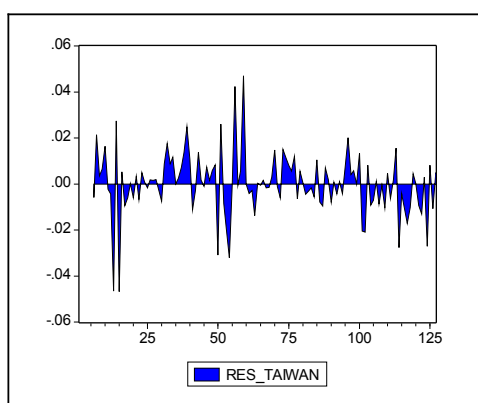


Figura 50 – Série de Resíduo de Taiwan

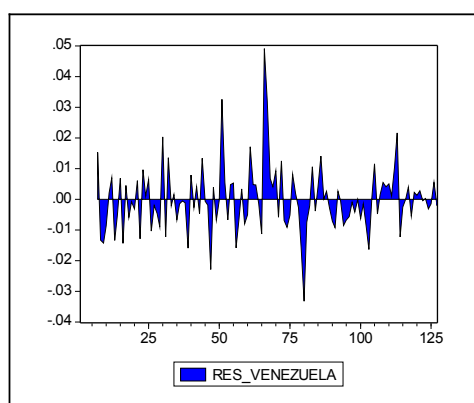


Figura 51 – Série de Resíduo da Venezuela

Apêndice C - Correlação no Tempo

As correlações de cada uma das bolsas de valores com a bolsa brasileira esta disposta abaixo, seguindo as informações referentes ao tamanho da amostra analisada de acordo com o apresentado no texto.

- EUA

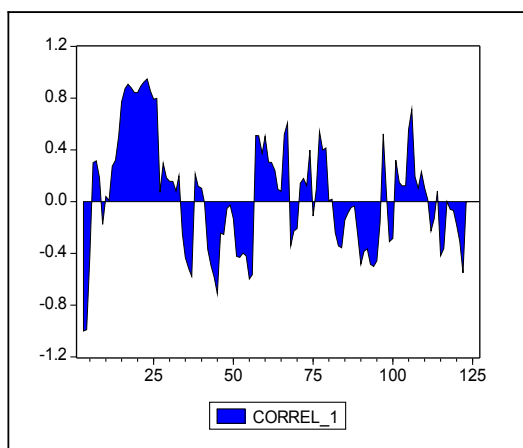


Figura 52 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 5 amostras

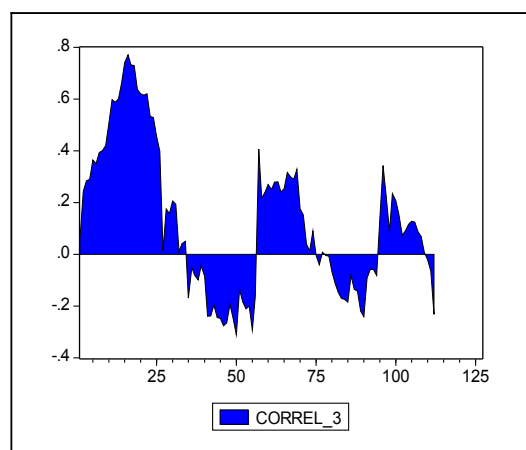
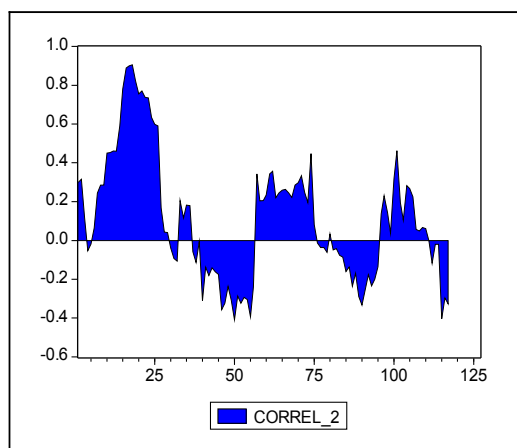


Figura 54 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 15 amostras

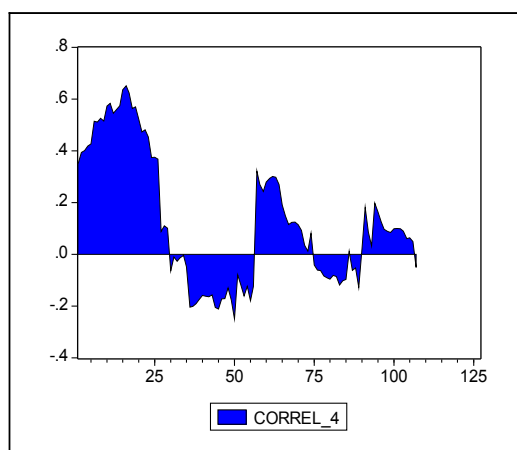


Figura 55 – Correlação dos Brasil x EUA - janela de 20 amostras

- México

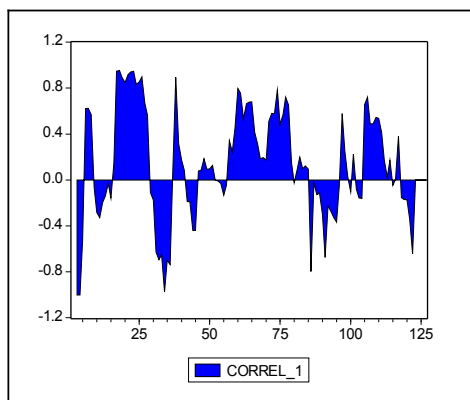


Figura 56 – Correlação dos Brasil x México - janela de 5 amostras

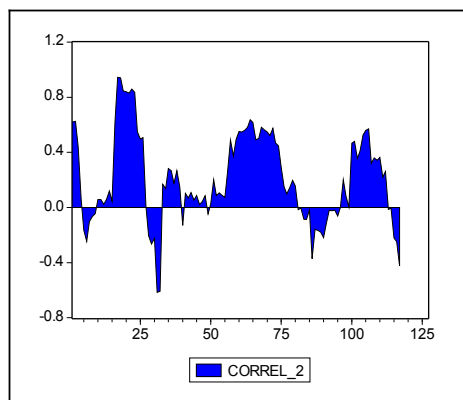


Figura 57 – Correlação dos Brasil x México - janela de 10 amostras

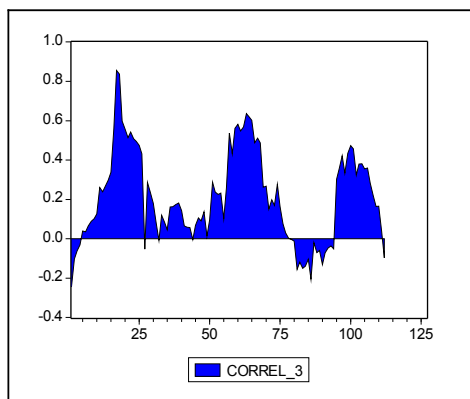


Figura 58 – Correlação dos Brasil x México - janela de 15 amostras

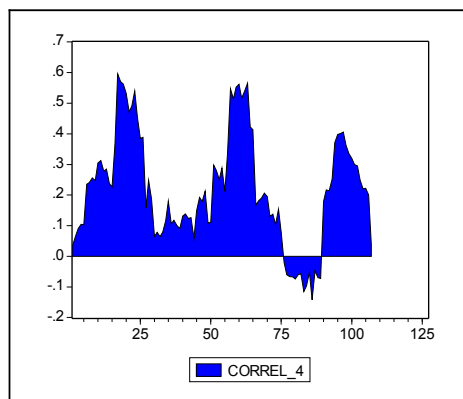


Figura 59 – Correlação dos Brasil x México - janela de 20 amostras

- Venezuela

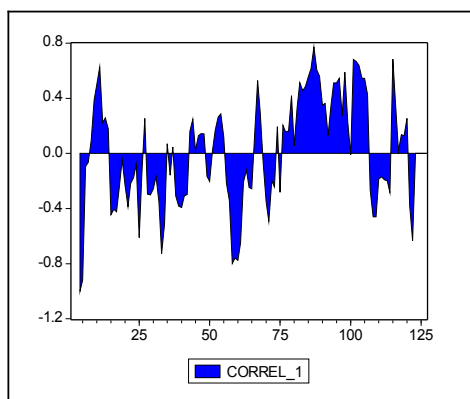


Figura 60 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 5 amostras

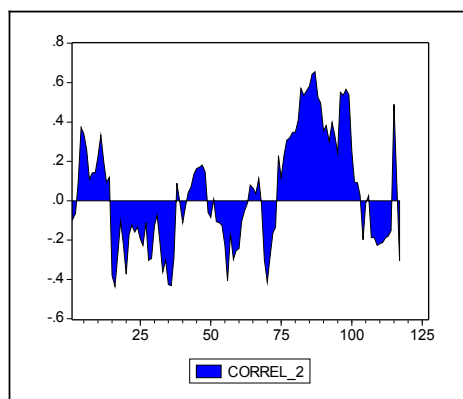


Figura 61 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 10 amostras

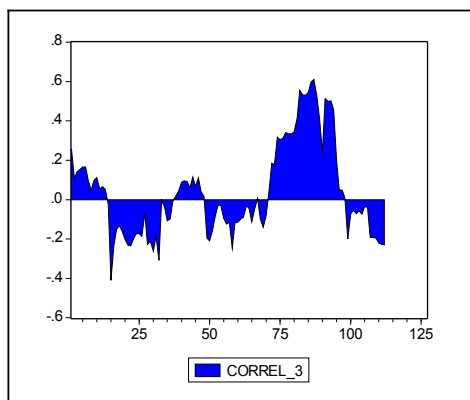


Figura 62 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 15 amostras

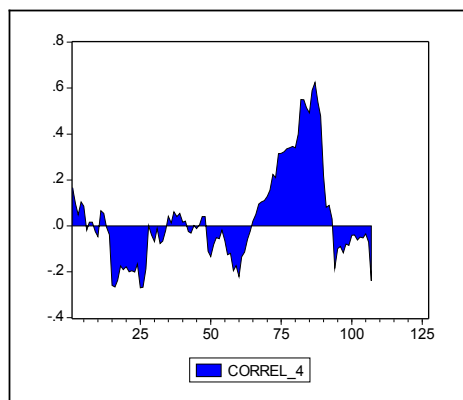


Figura 63 – Correlação dos Brasil x Venezuela - janela de 20 amostras

- Chile

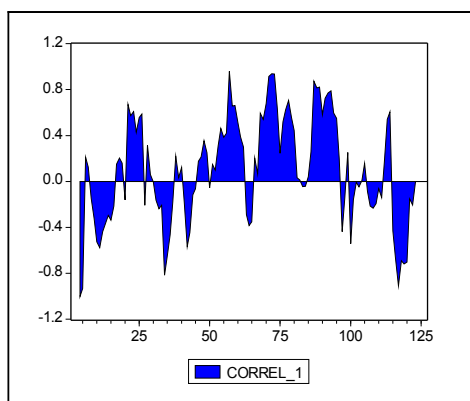


Figura 64 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 5 amostras

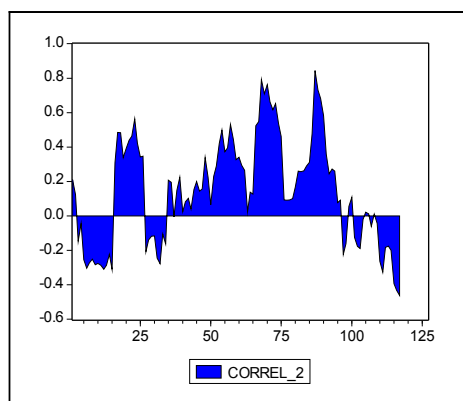


Figura 65 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 10 amostras

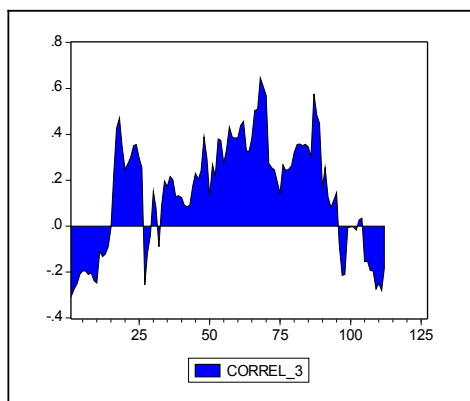


Figura 66 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 15 amostras

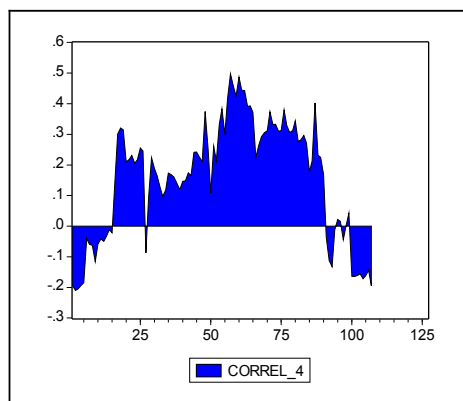


Figura 67 – Correlação dos Brasil x Chile - janela de 20 amostras

- Argentina

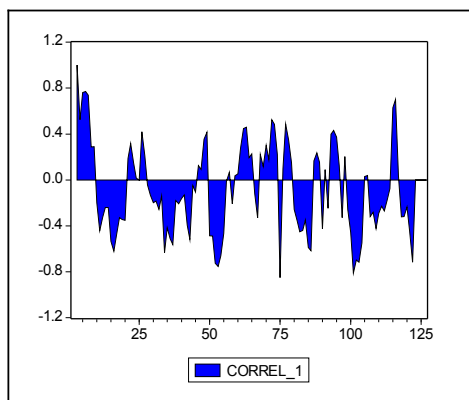


Figura 68 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 5 amostras

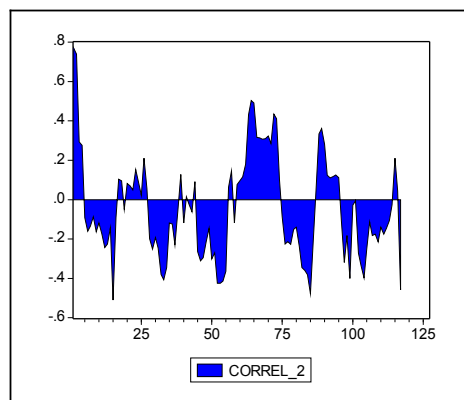


Figura 69 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 10 amostras

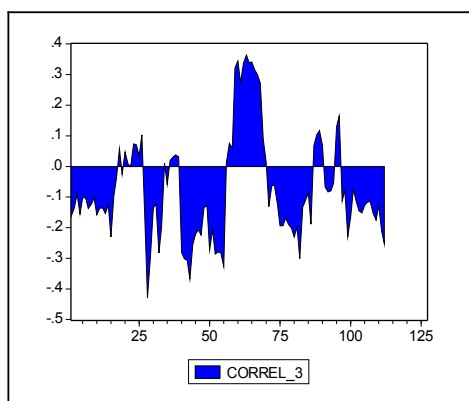


Figura 70 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 15 amostras

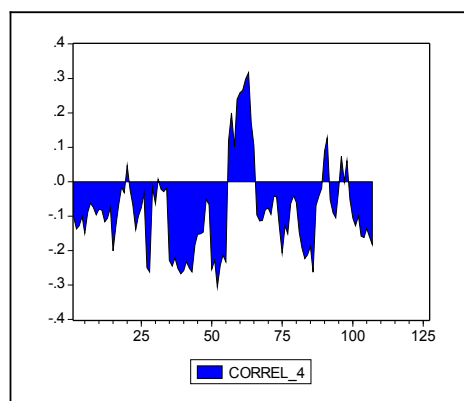


Figura 71 – Correlação dos Brasil x Argentina - janela de 20 amostras

- França

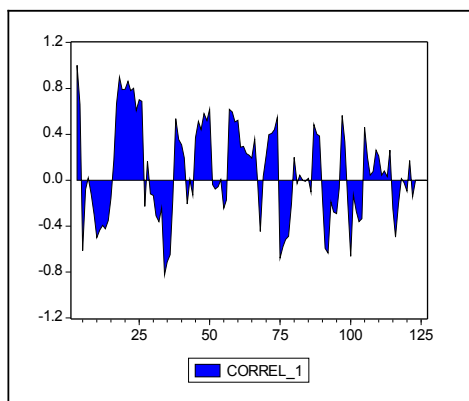


Figura 72 – Correlação dos Brasil x França - janela de 5 amostras

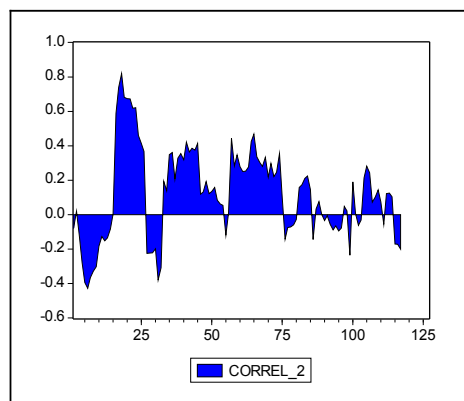


Figura 73 – Correlação dos Brasil x França - janela de 10 amostras

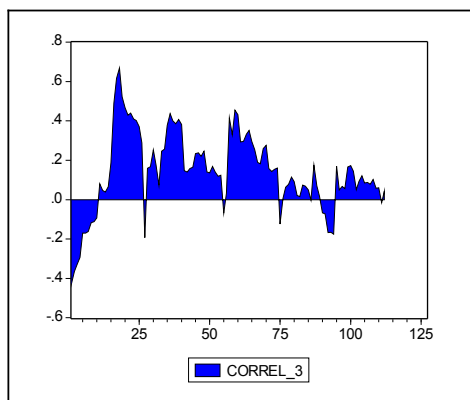


Figura 74 – Correção dos Brasil x França - janela de 15 amostras

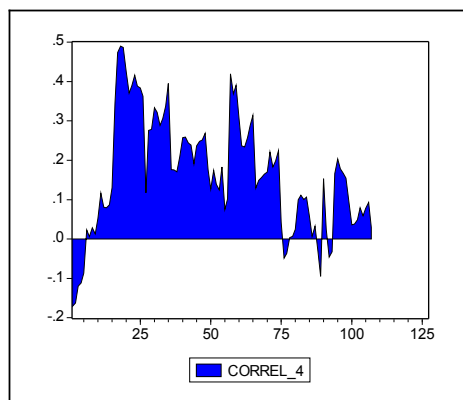


Figura 75 – Correção dos Brasil x França - janela de 20 amostras

- Itália

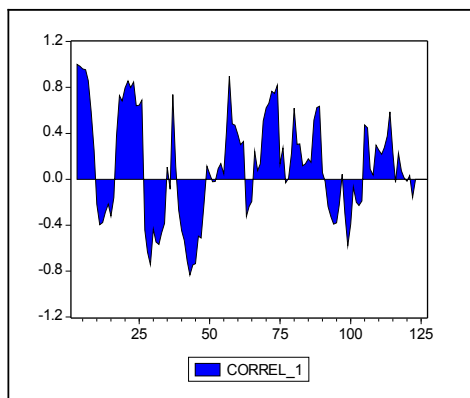


Figura 76 – Correção dos Brasil x Itália - janela de 5 amostras

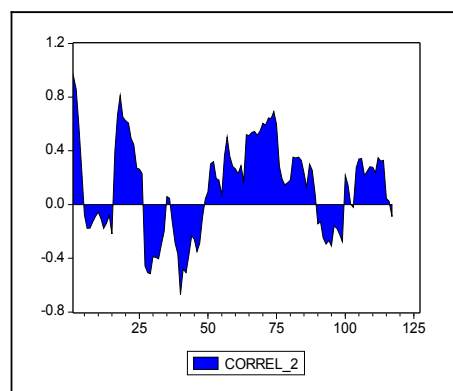


Figura 77 – Correção dos Brasil x Itália - janela de 10 amostras

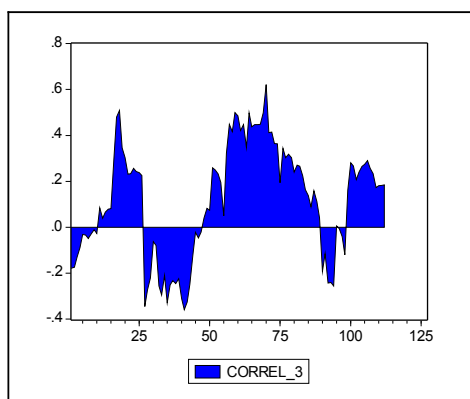


Figura 78 – Correção dos Brasil x Itália - janela de 15 amostras

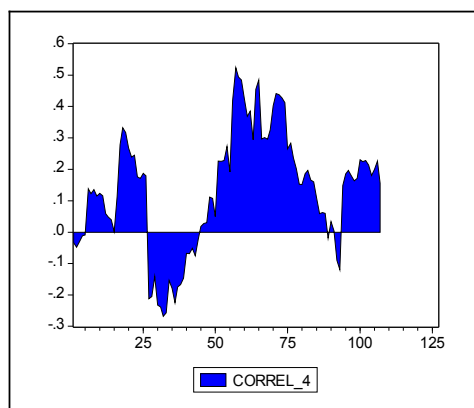


Figura 79 – Correção dos Brasil x Itália - janela de 20 amostras

- Alemanha

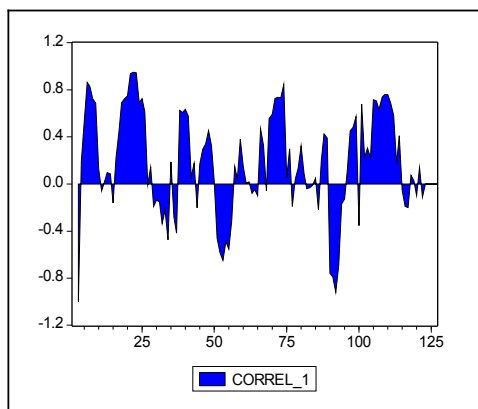


Figura 80 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 5 amostras

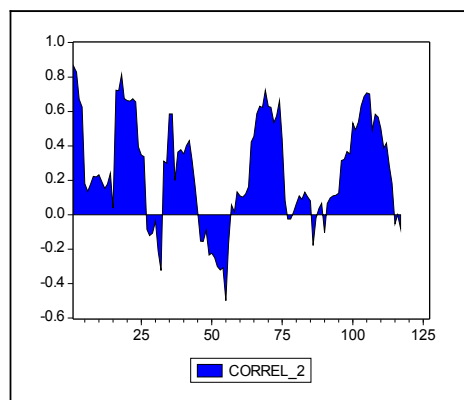


Figura 81 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 10 amostras

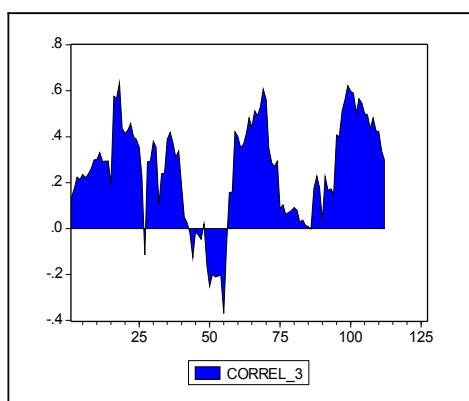


Figura 82 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 15 amostras

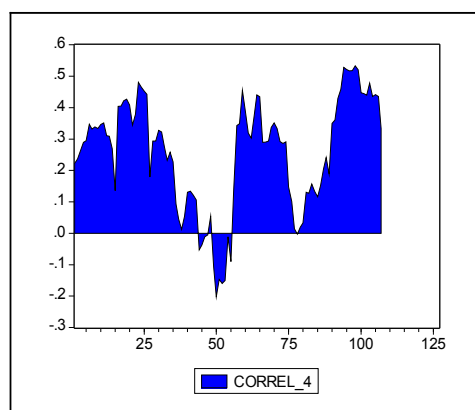


Figura 83 – Correlação dos Brasil x Alemanha - janela de 20 amostras

- Países Baixos

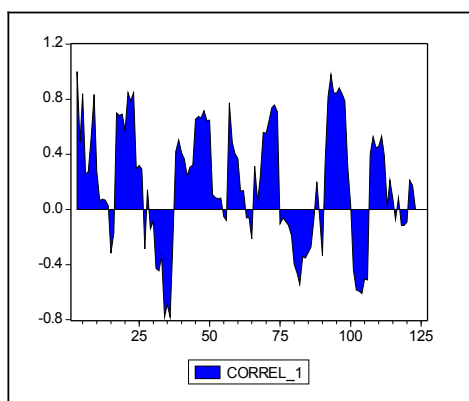


Figura 84 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 5 amostras

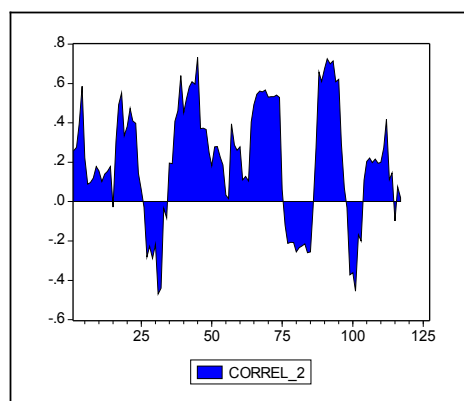


Figura 85 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 10 amostras

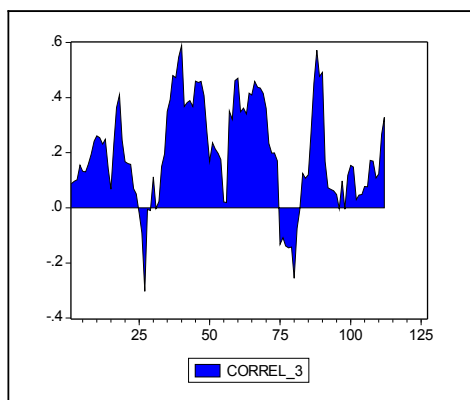


Figura 86 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 15 amostras

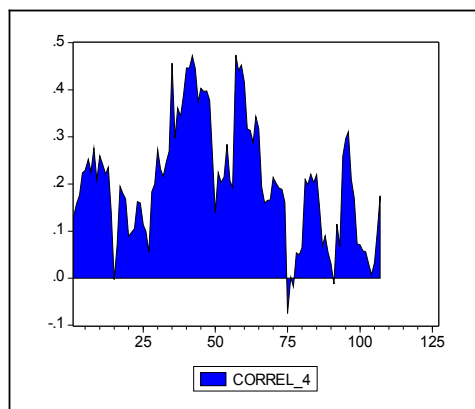


Figura 87 – Correlação dos Brasil x Países Baixos - janela de 20 amostras

- Bélgica

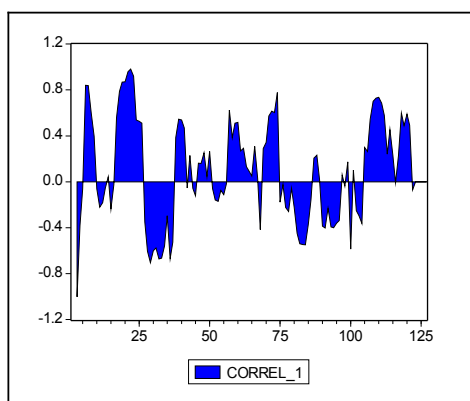


Figura 88 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 5 amostras

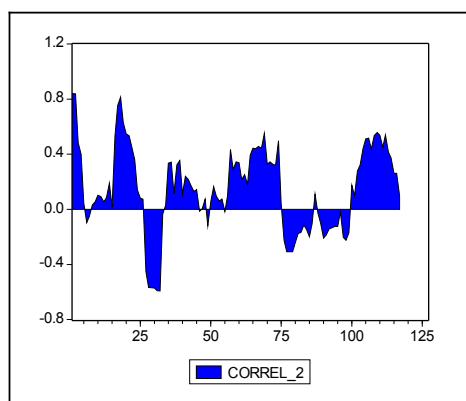


Figura 89 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 10 amostras

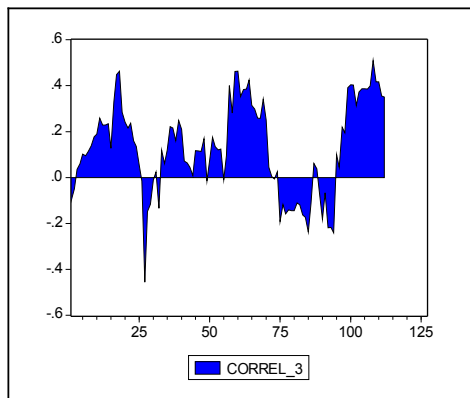


Figura 90 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 15 amostras

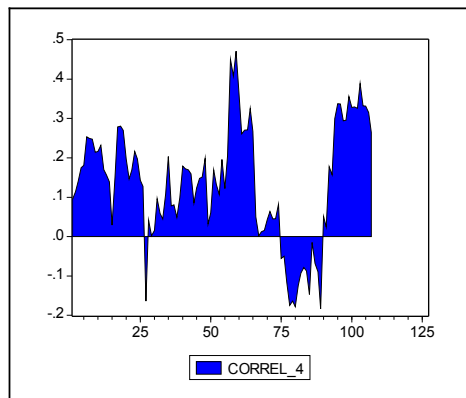


Figura 91 – Correlação dos Brasil x Bélgica - janela de 20 amostras

- China

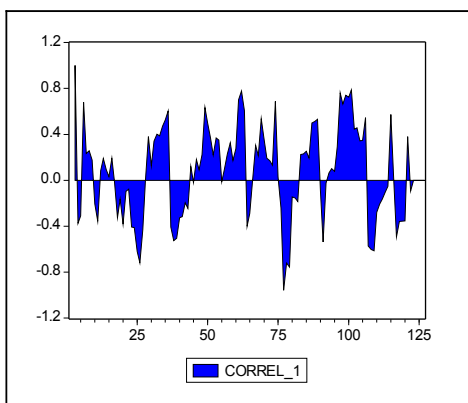


Figura 92 – Correlação dos Brasil x China - janela de 5 amostras

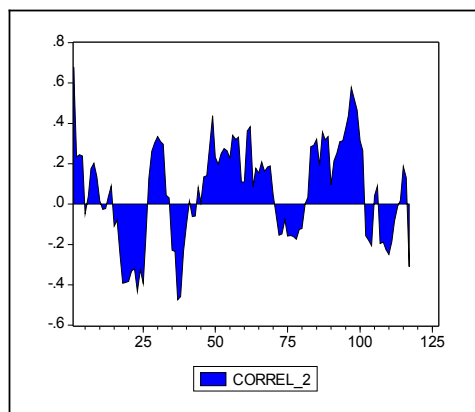


Figura 93 – Correlação dos Brasil x China - janela de 10 amostras

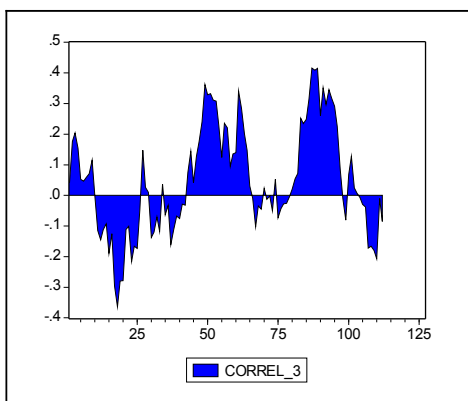


Figura 94 – Correlação dos Brasil x China - janela de 15 amostras

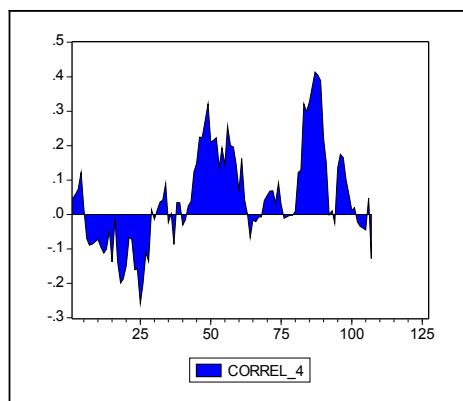


Figura 95 – Correlação dos Brasil x China - janela de 20 amostras

- Coréia

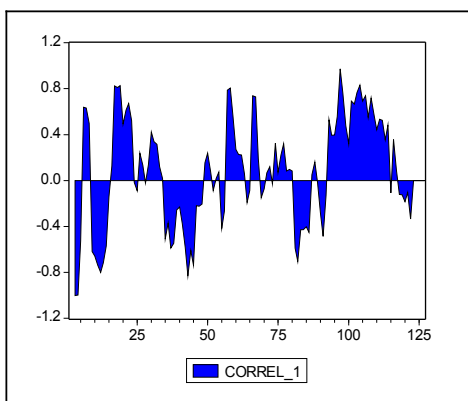


Figura 96 – Correlação dos Brasil x Coréia - janela de 5 amostras

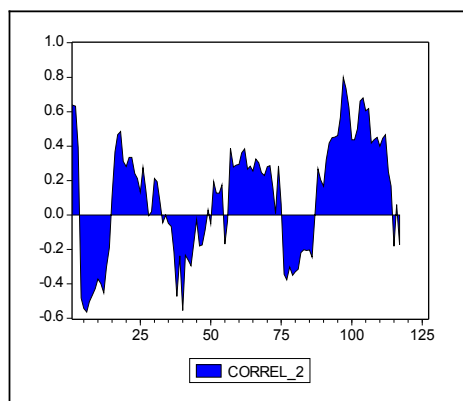


Figura 97 – Correlação dos Brasil x Coréia - janela de 10 amostras

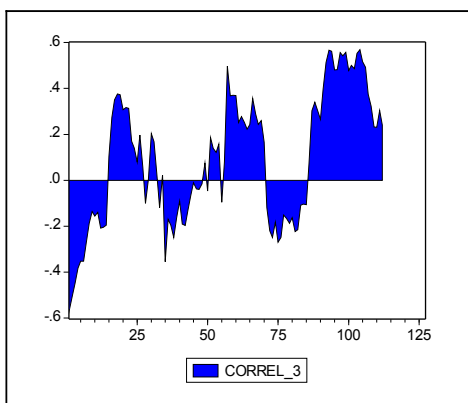


Figura 98 – Correlação dos Brasil x Coréia - janela de 15 amostras

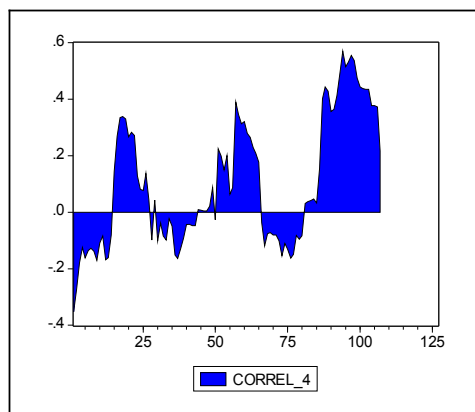


Figura 99 – Correlação dos Brasil x Coréia - janela de 20 amostras

- Japão

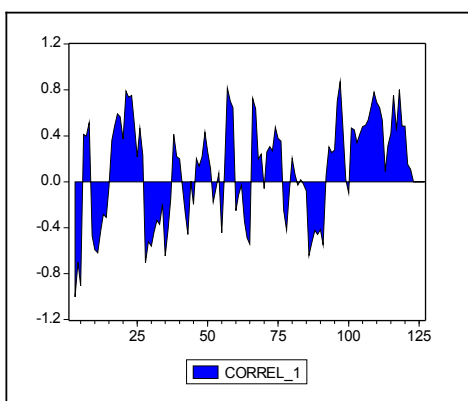


Figura 100 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 5 amostras

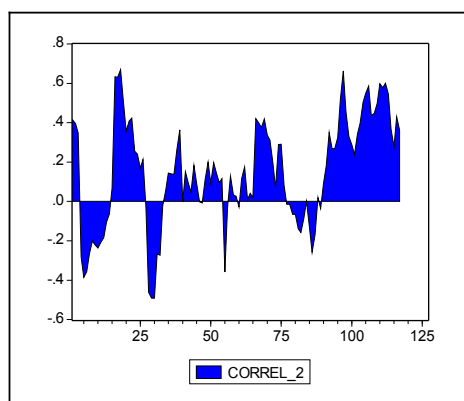


Figura 101 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 10 amostras

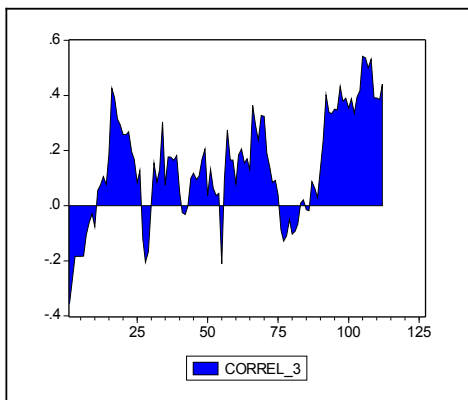


Figura 102 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 15 amostras

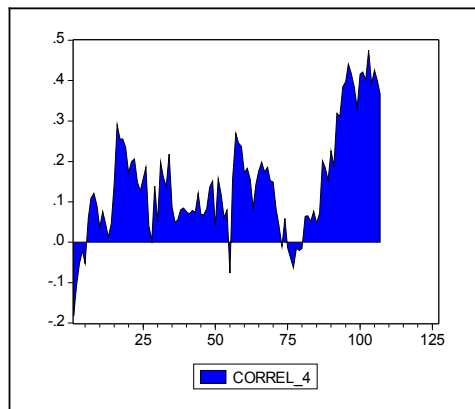


Figura 103 – Correlação dos Brasil x Japão - janela de 20 amostras

- Rússia

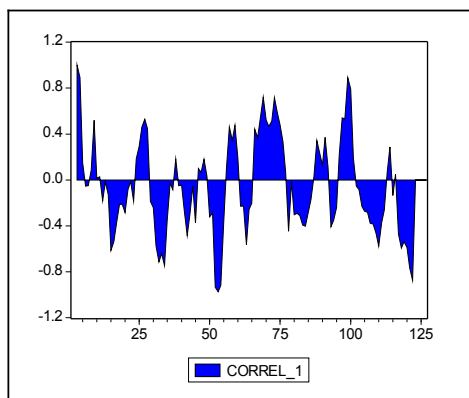


Figura 104 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 5 amostras

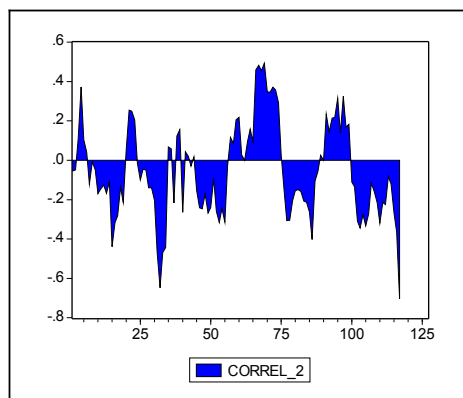


Figura 105 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 10 amostras

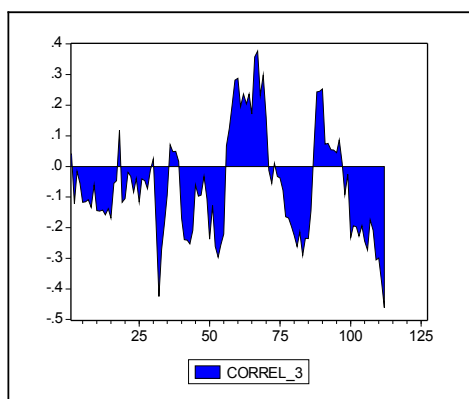


Figura 106 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 15 amostras

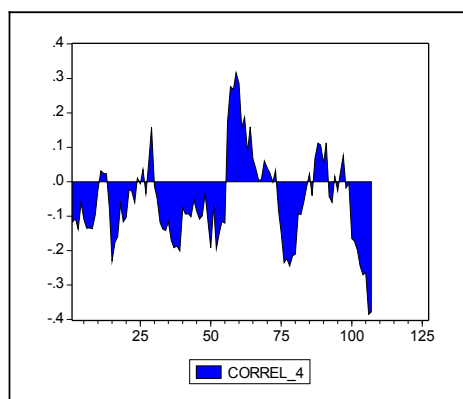


Figura 107 – Correlação dos Brasil x Rússia - janela de 20 amostras

- Taiwan

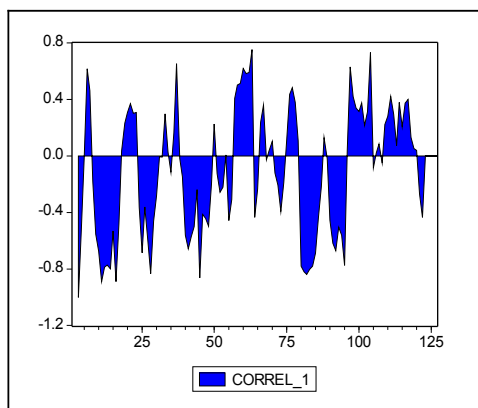


Figura 108 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 5 amostras

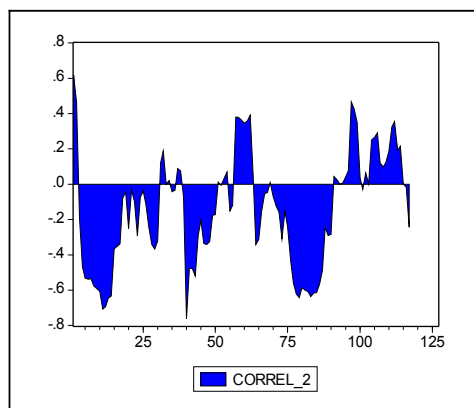


Figura 109 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 10 amostras

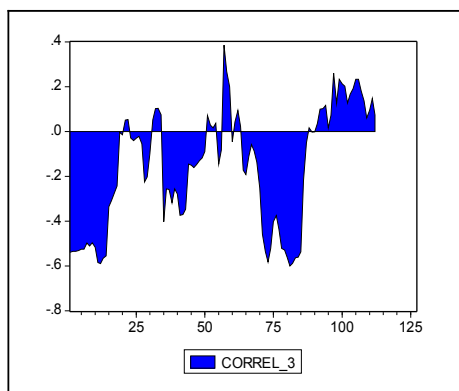


Figura 110 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 15 amostras

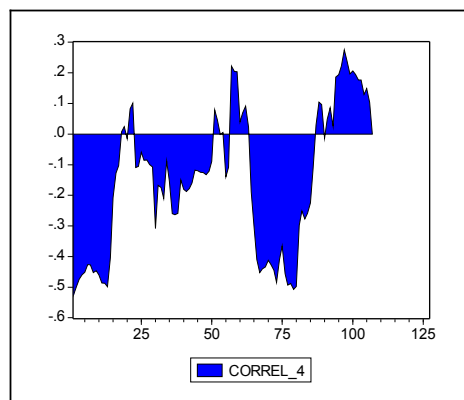


Figura 111 – Correlação dos Brasil x Taiwan - janela de 20 amostras

Apêndice D - Evolução do Investimento I

Analisando a janela de 1 a 60, encontra-se os gráficos com as evoluções do investimento para cada um dos estimadores.

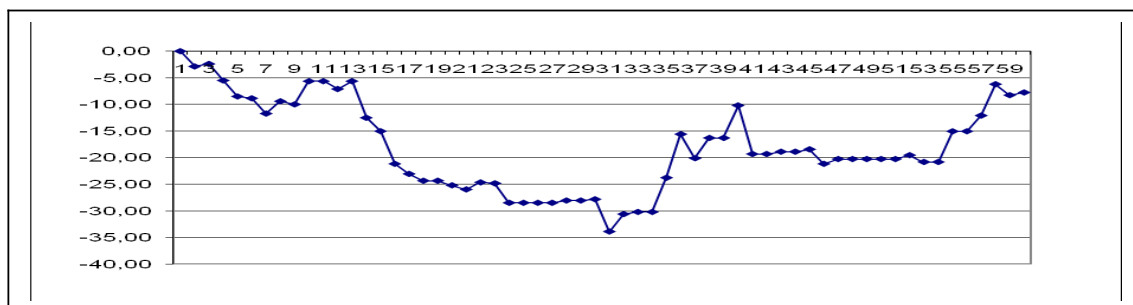


Figura 112 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).

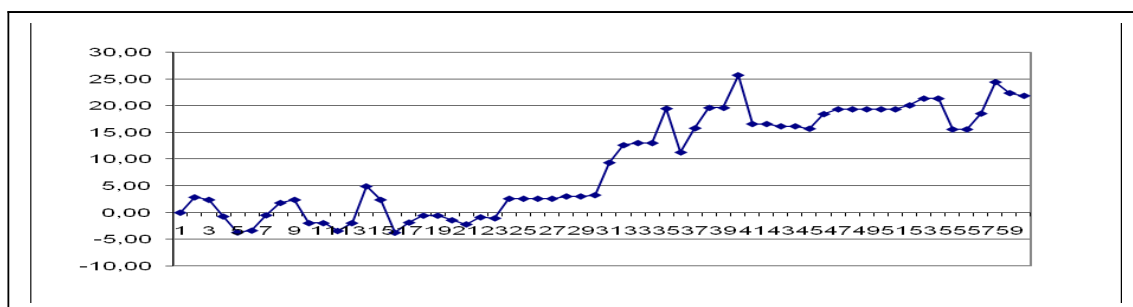


Figura 113 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.

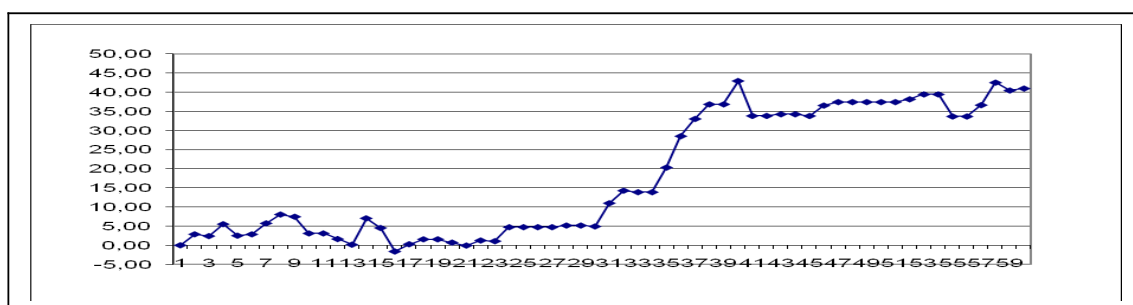


Figura 114 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado no melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.

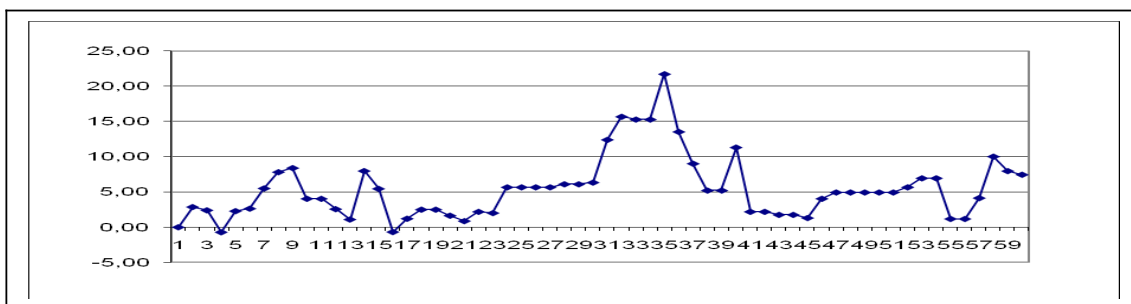


Figura 115 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.

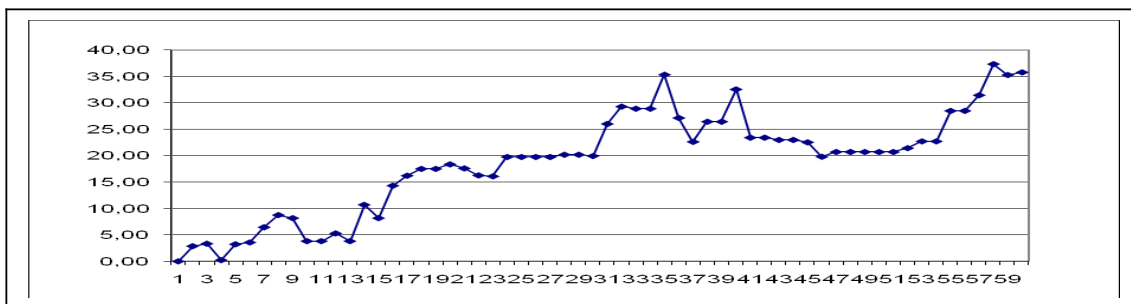


Figura 116 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

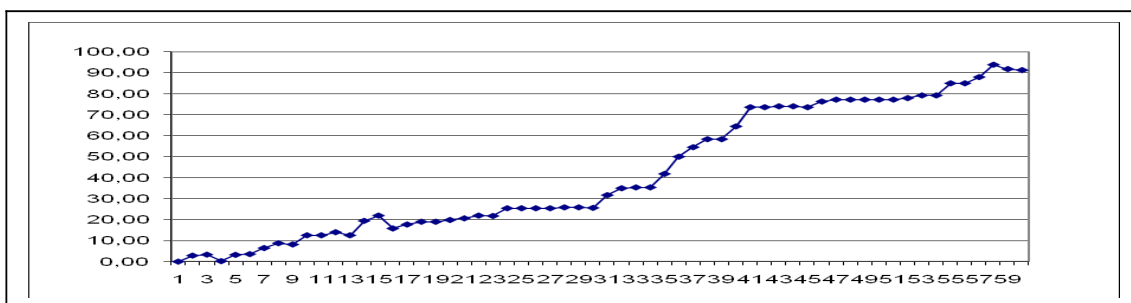


Figura 117 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

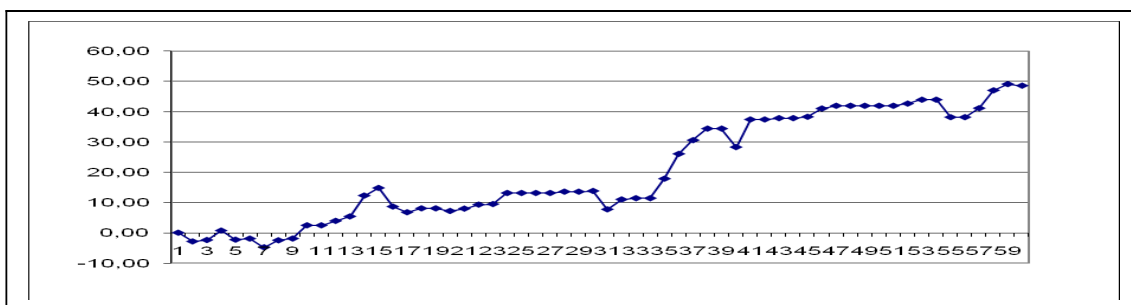


Figura 118 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

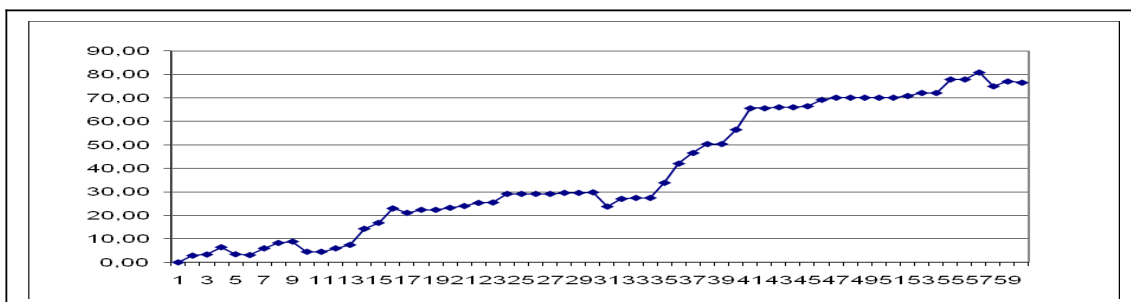


Figura 119 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

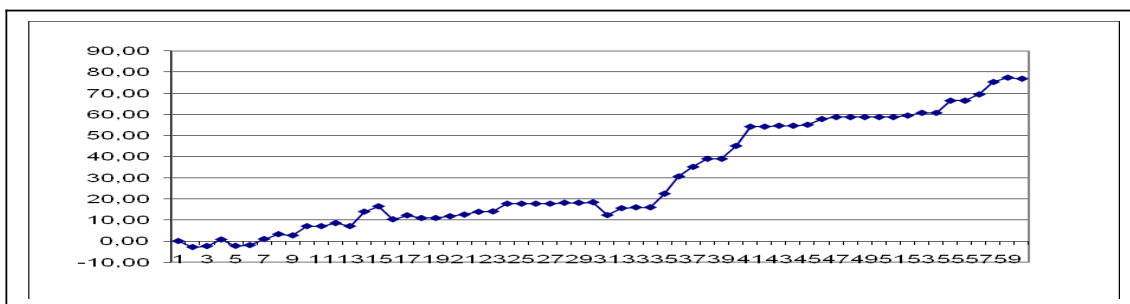


Figura 120 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

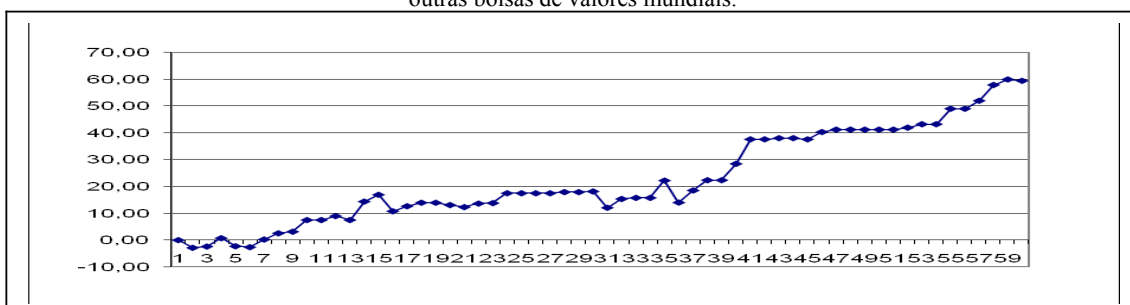


Figura 121 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

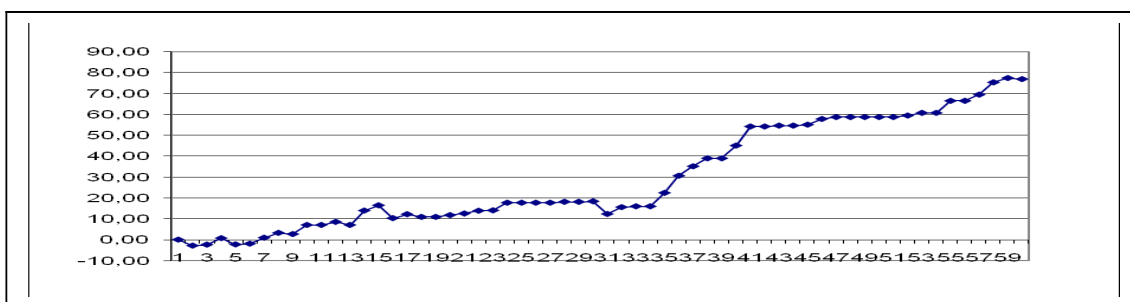


Figura 122 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

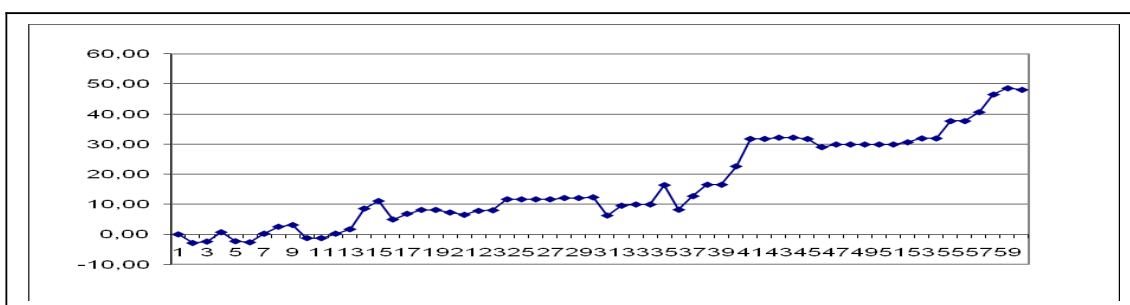


Figura 123 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

Apêndice E - Evolução do Investimento

II

Os gráficos abaixo mostram os valores realizados contra os estimados para cada um dos estimadores implementados. São apresentados apenas os pontos de 61 a 120, pontos esses usados como análise das estimativas.

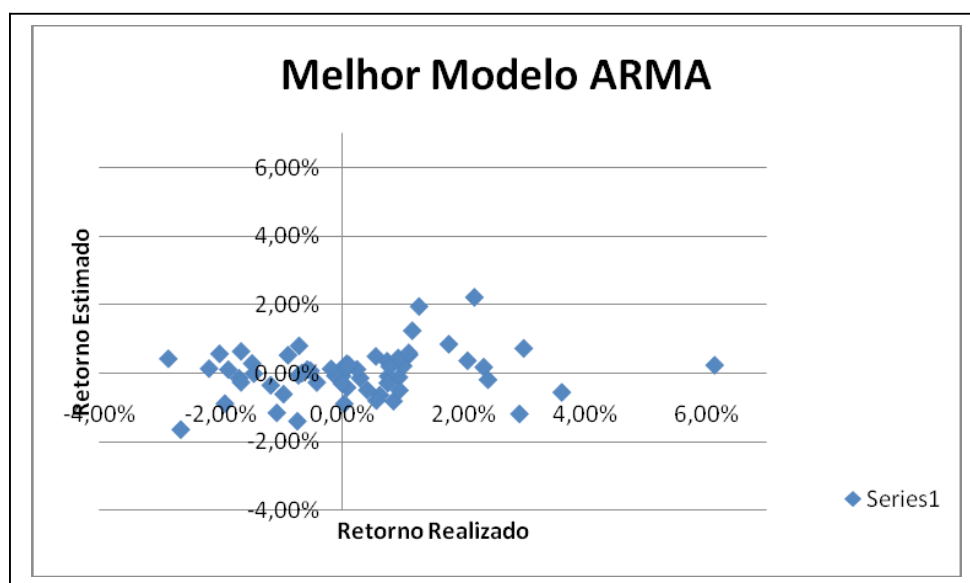


Figura 124 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).

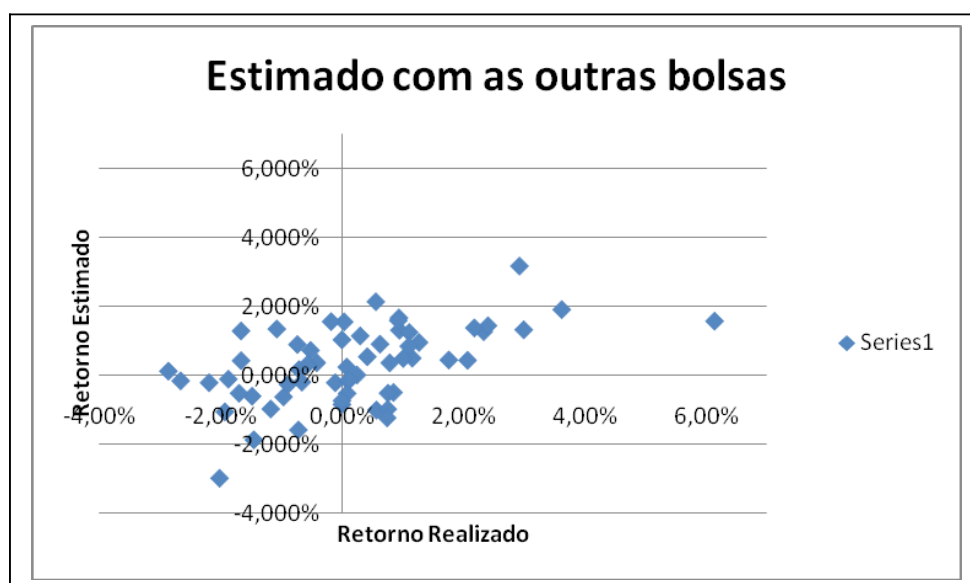


Figura 125 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.

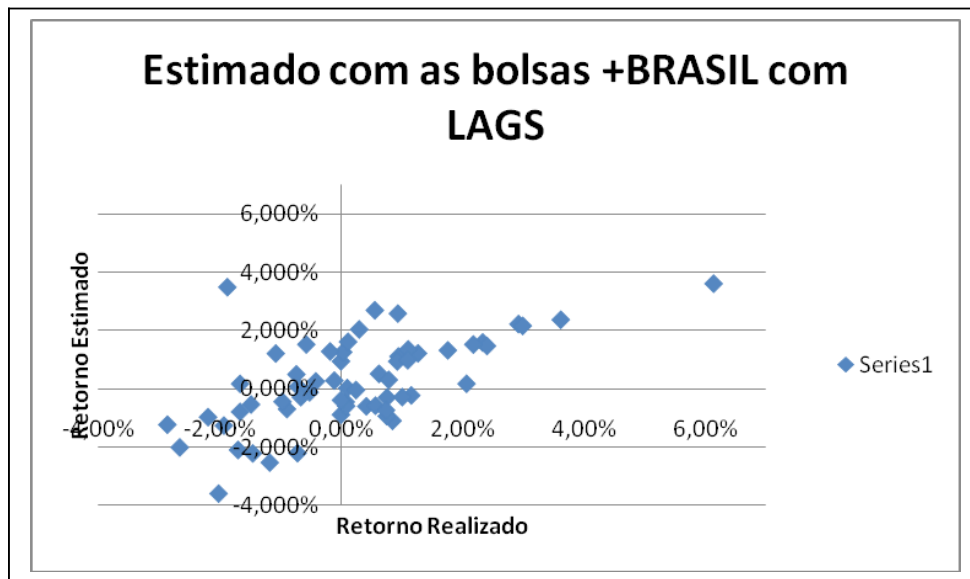


Figura 126 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.

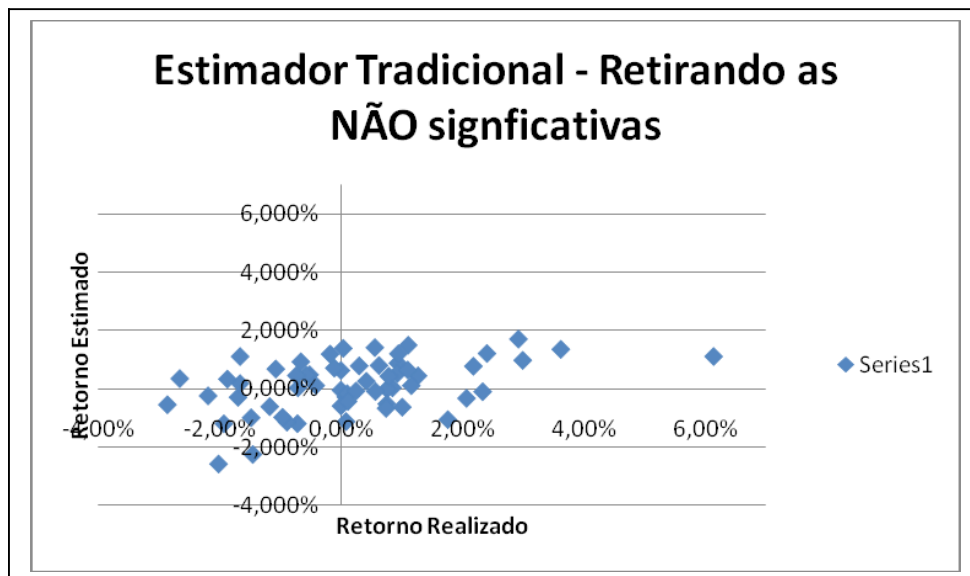


Figura 127 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.

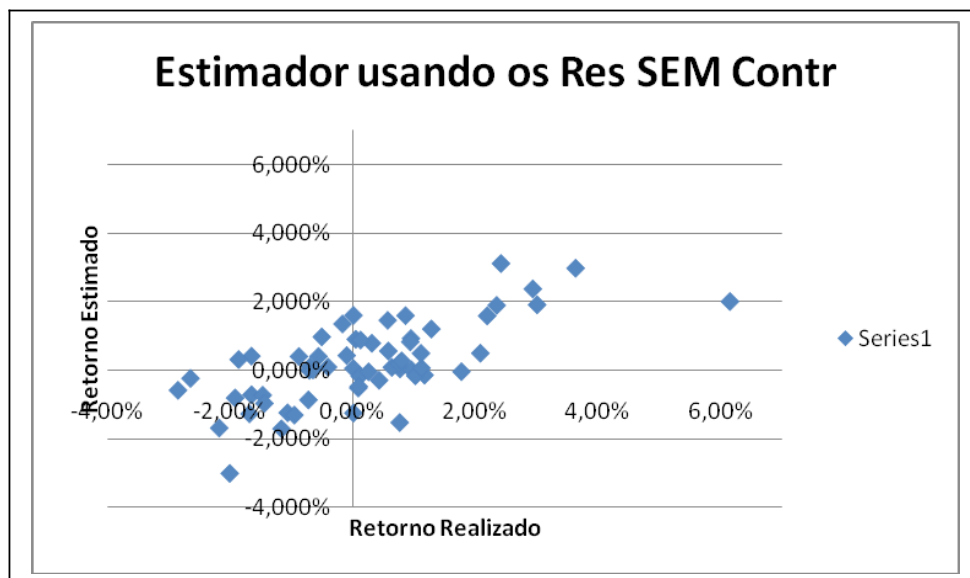


Figura 128 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

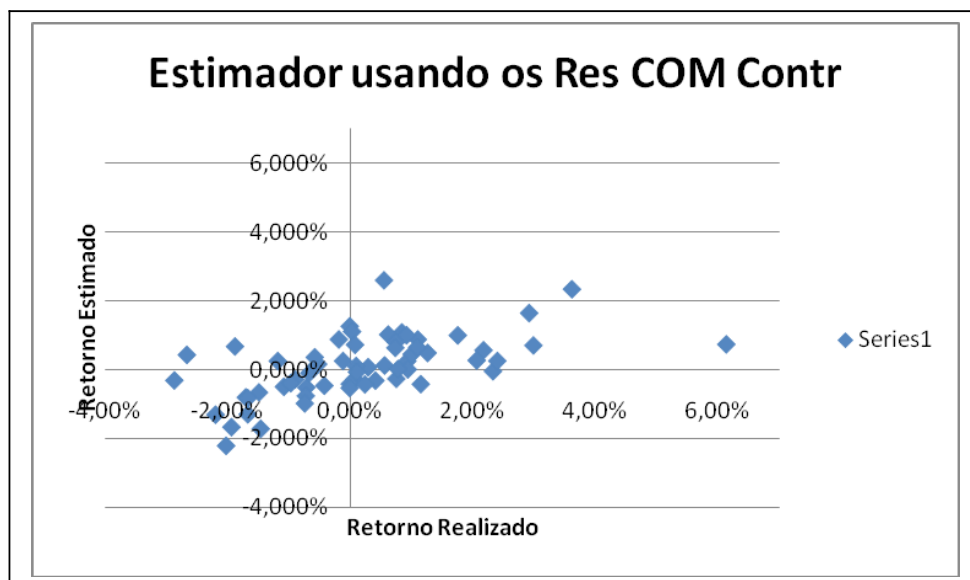


Figura 129 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

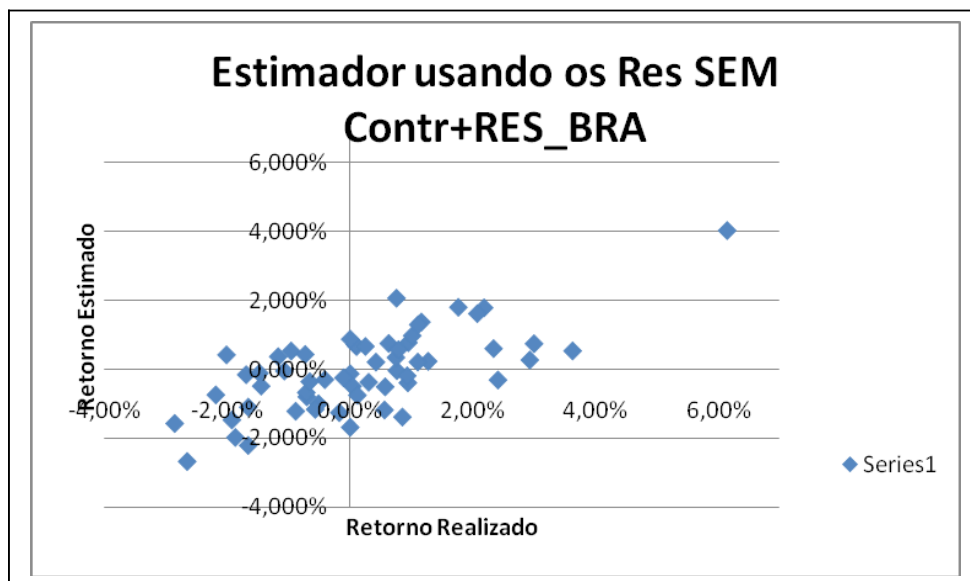


Figura 130 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

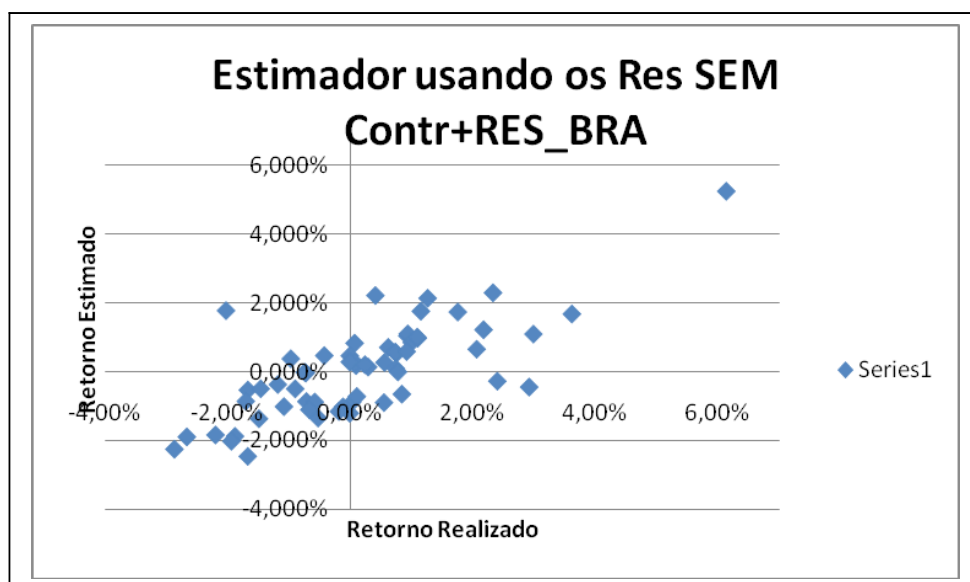


Figura 131 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

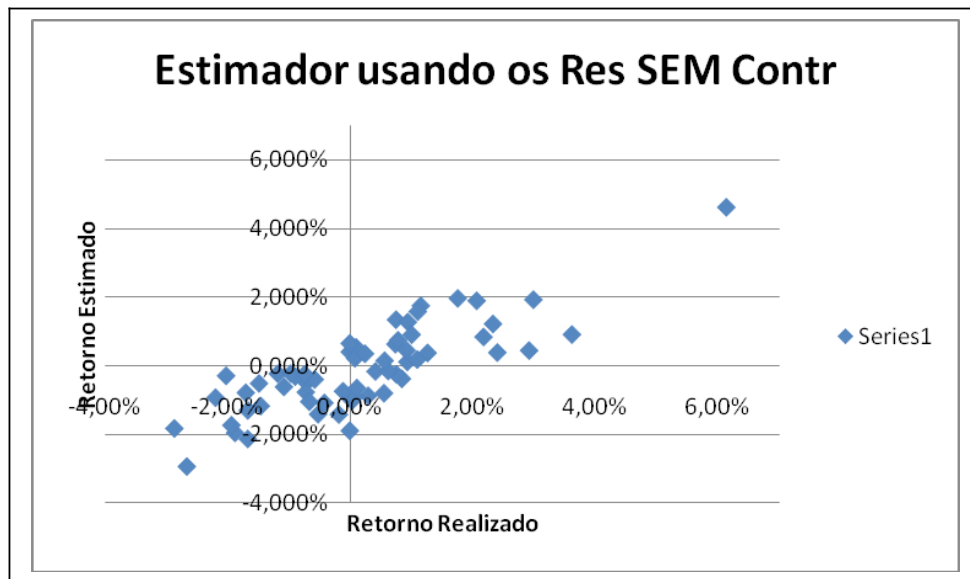


Figura 132 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

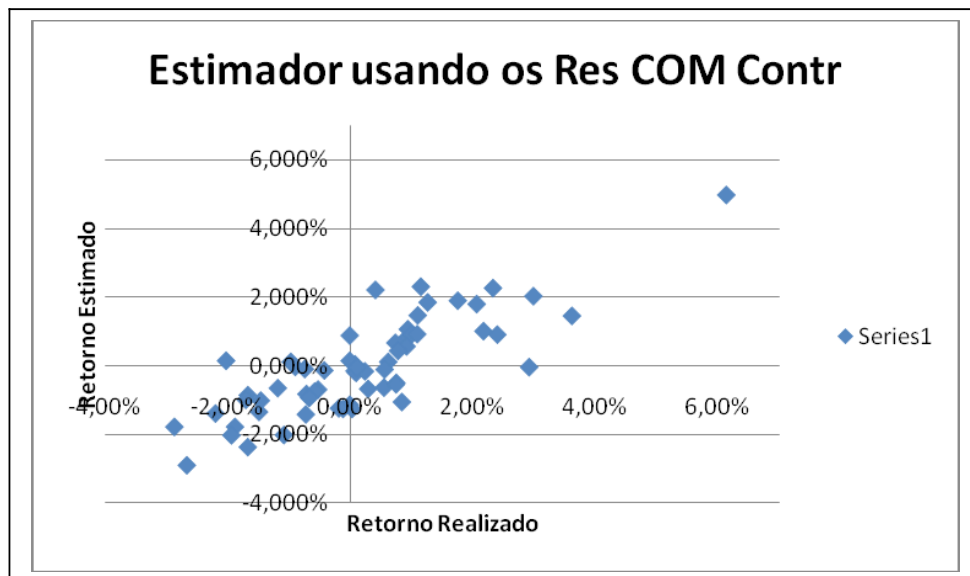


Figura 133 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

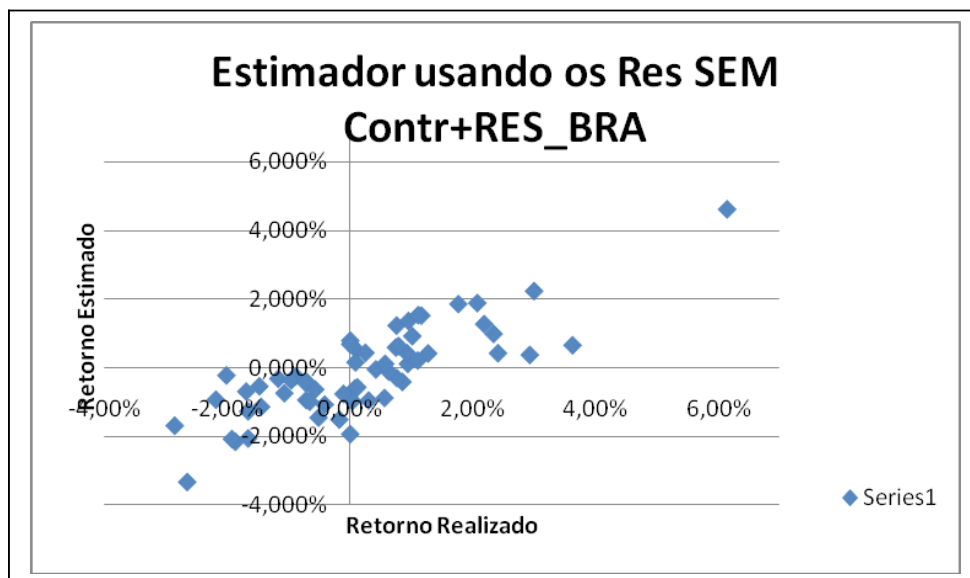


Figura 134 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

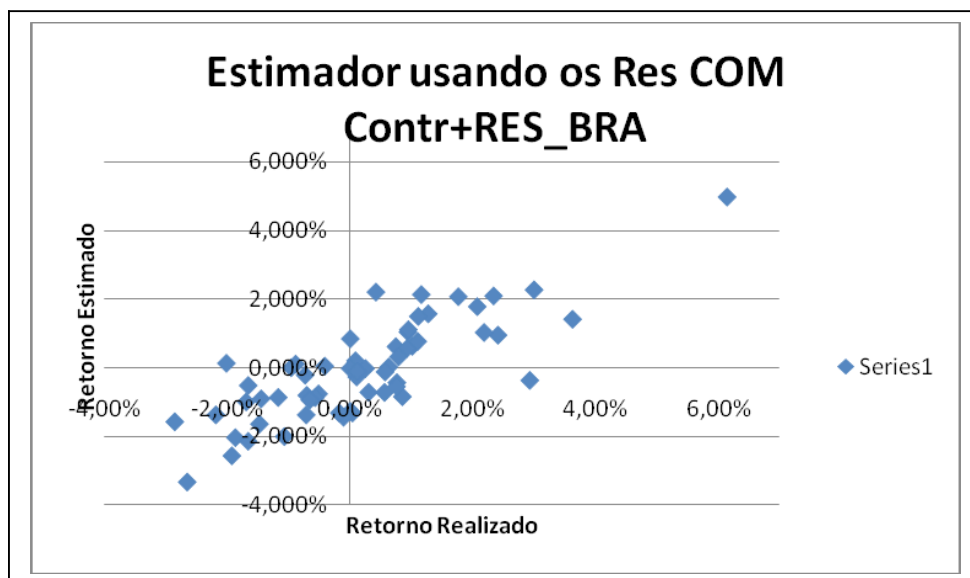


Figura 135 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

Apêndice F - Estudo do Investimento

Os gráficos abaixo mostram os retornos realizados (eixo horizontal) contra os estimados (eixo vertical) para cada um dos estimadores implementados. São apresentados apenas os pontos de 1 a 60. Tal estudo foi realizado para encontrar a melhor área de atuação do estimador.

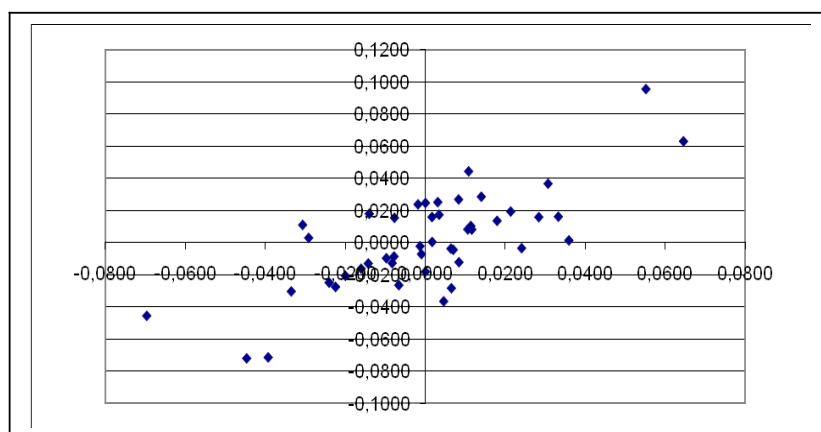


Figura 136 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).

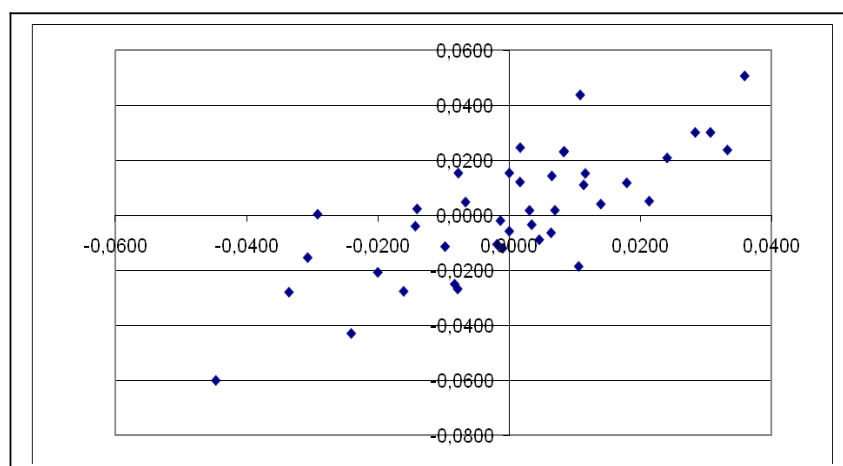


Figura 137 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.

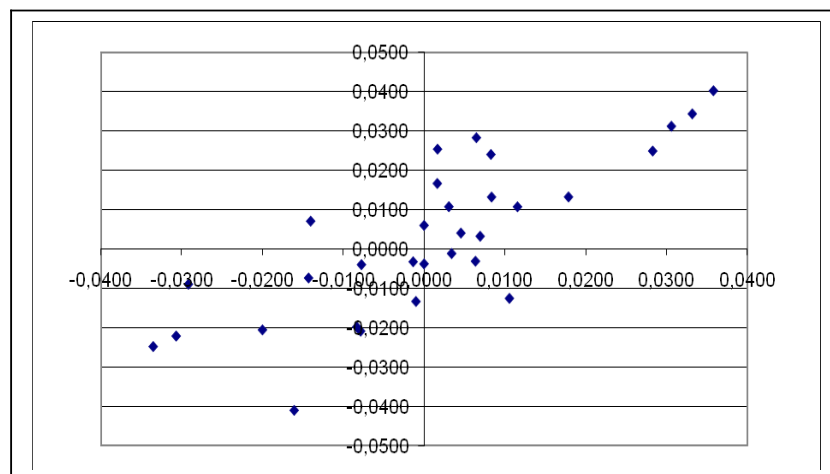


Figura 138 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.

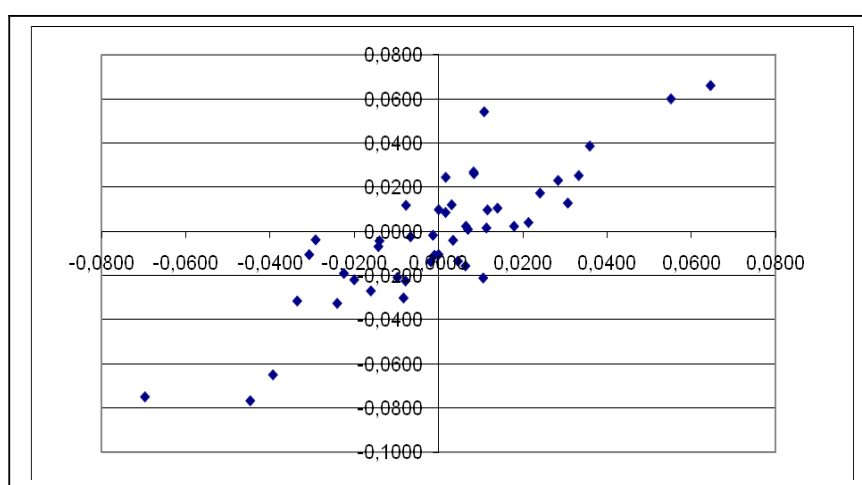


Figura 139 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.

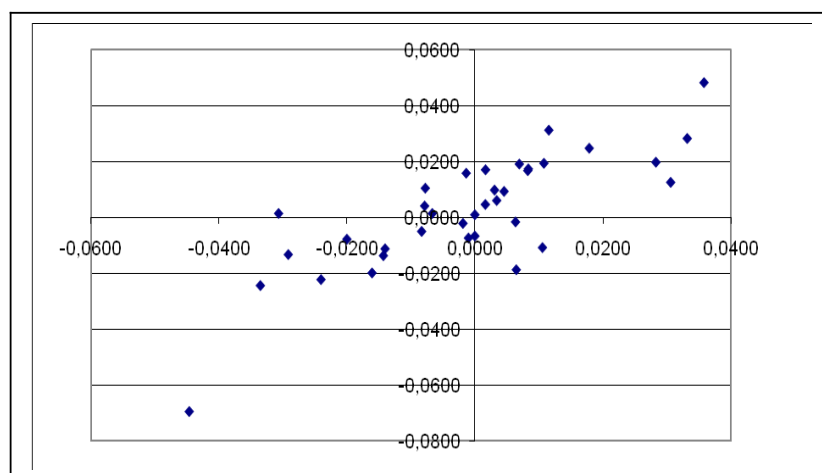


Figura 140 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

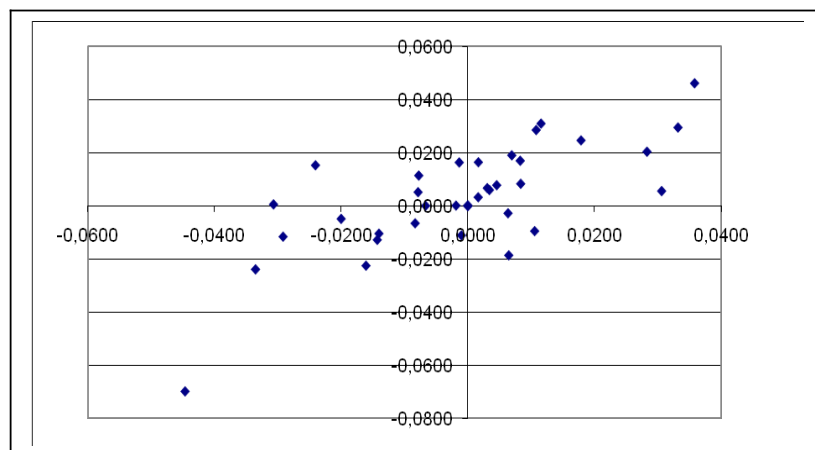


Figura 141 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

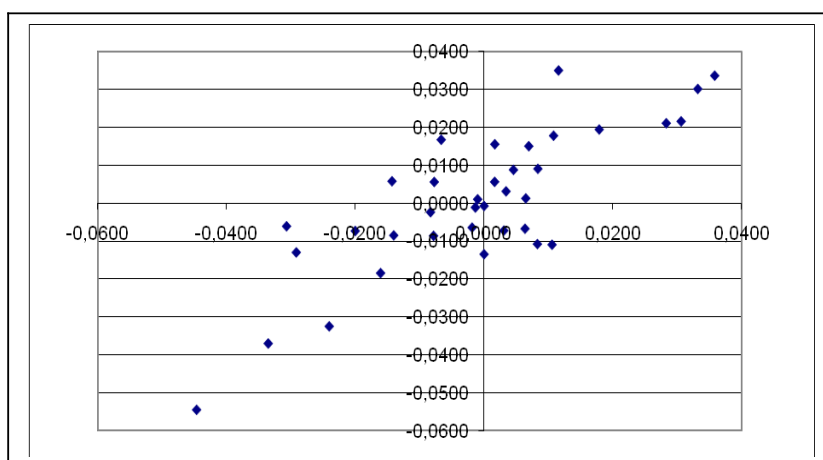


Figura 142 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

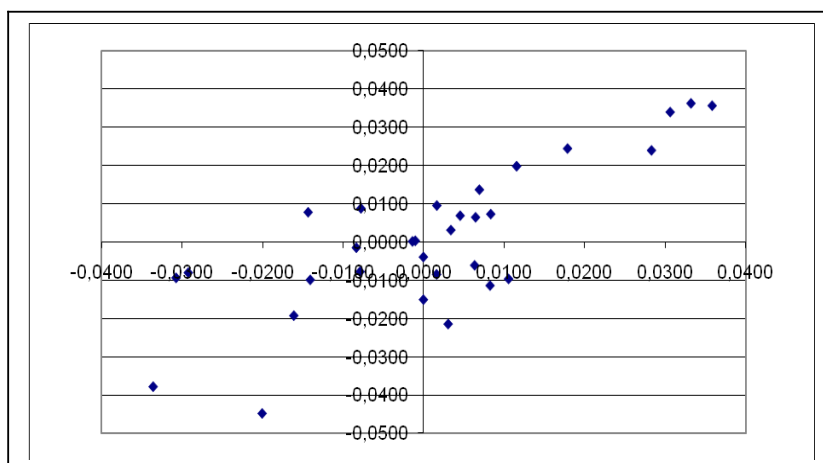


Figura 143 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

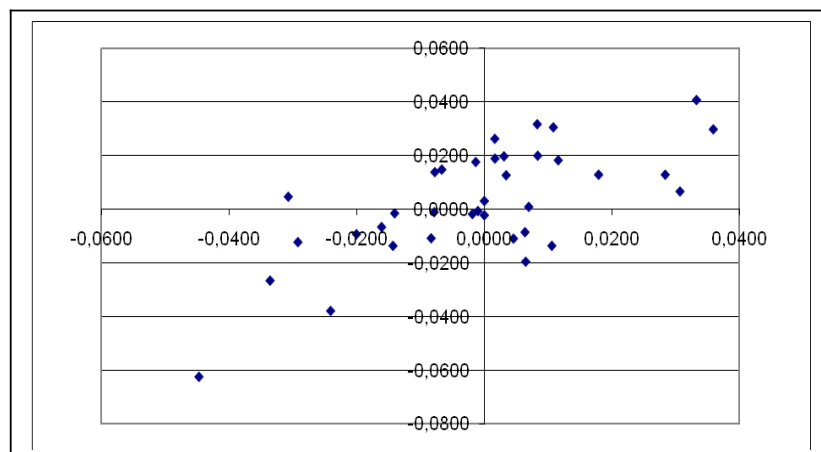


Figura 144 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

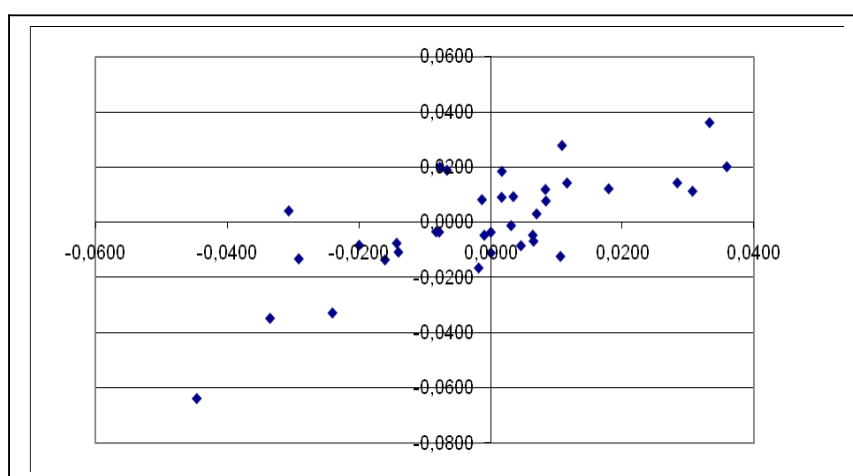


Figura 145 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

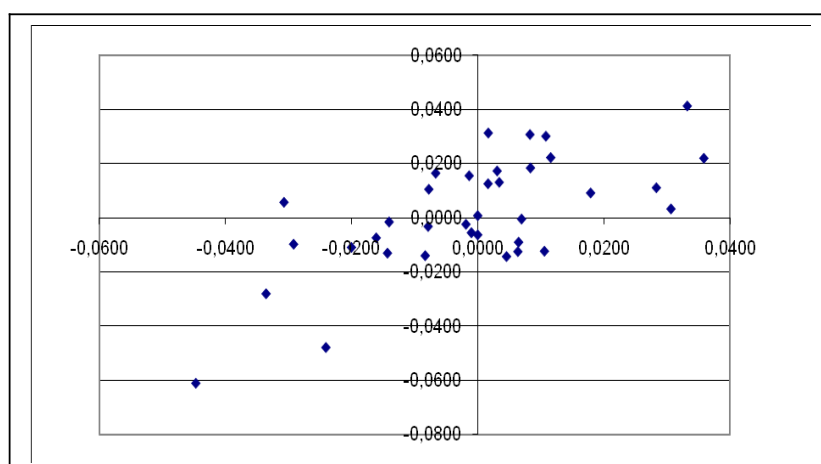


Figura 146 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

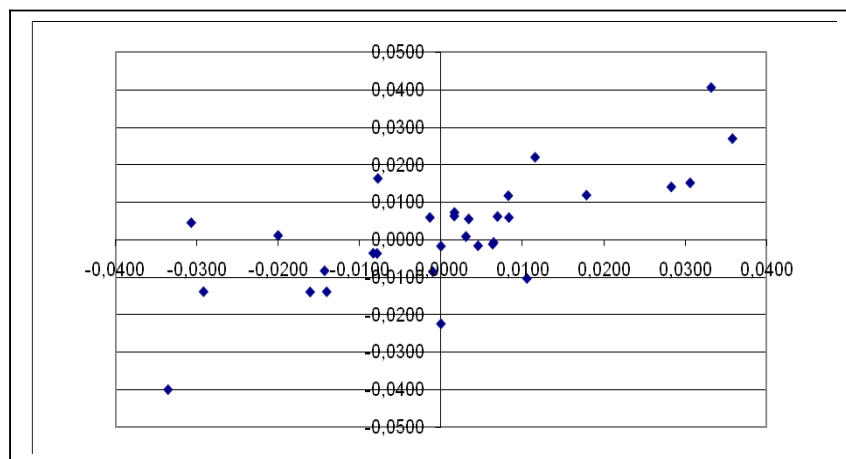


Figura 147 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

Apêndice G - Desempenho utilizando

Limites de Atuação

Com a utilização dos limites de atuação dos estimadores, encontramos os gráficos abaixo de evolução do investimento.

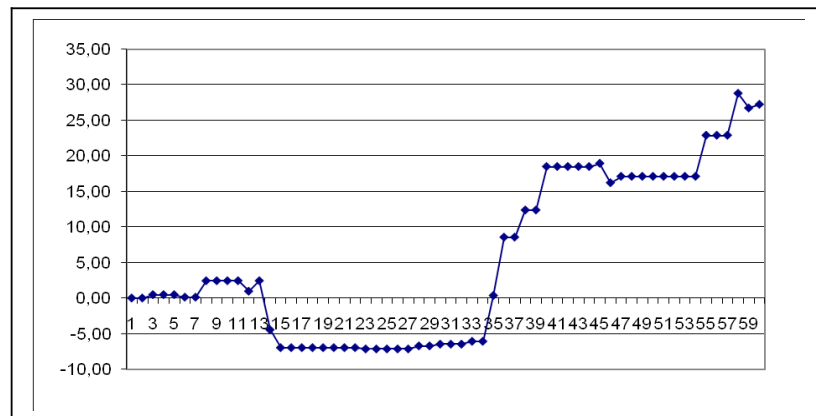


Figura 148 - Estimador 1 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos atrasos da própria série e também no atraso de seus erros (modelo ARMA).

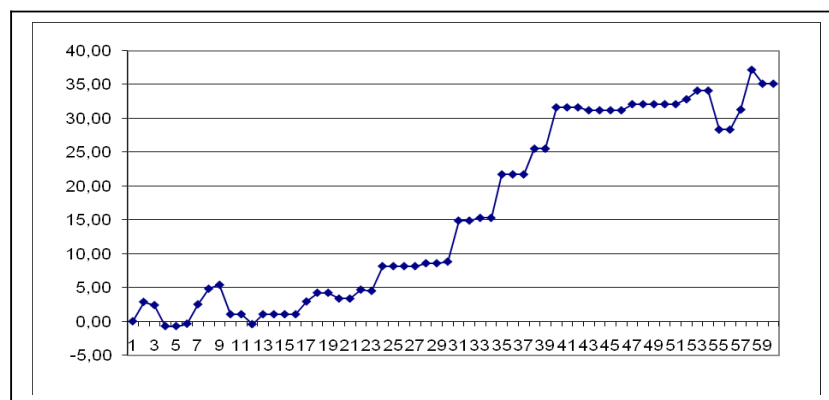


Figura 149 - Estimador 2 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos retornos das outras bolsas de valores mundiais.

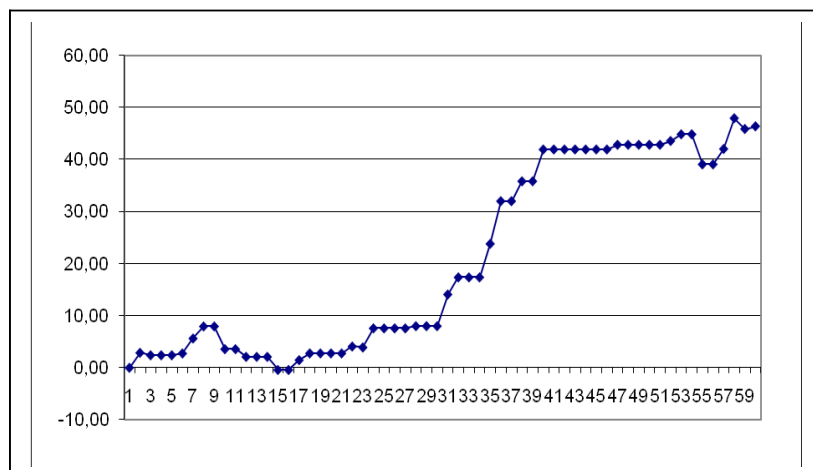


Figura 150 - Estimador 3 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nos melhor modelo ARMA do IBOVESPA juntamente com as séries de retorno das outras bolsas.

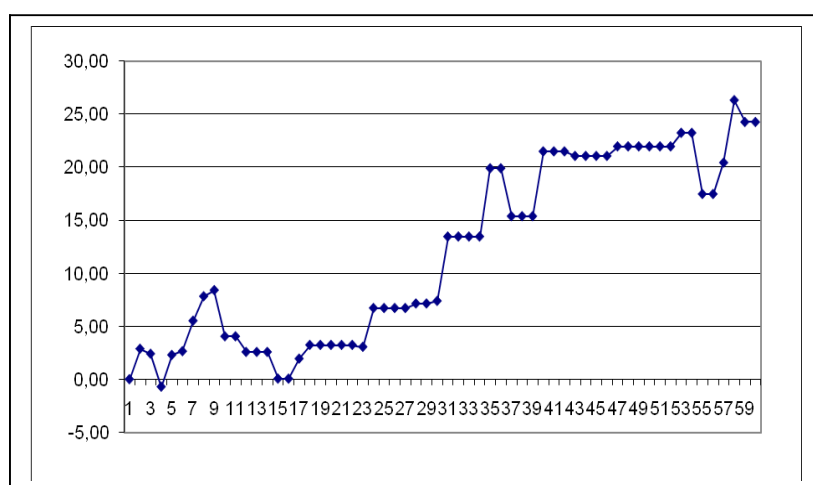


Figura 151 - Estimador 4 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado apenas nas séries de retorno caso elas sejam significativas para a janela de aprendizado.

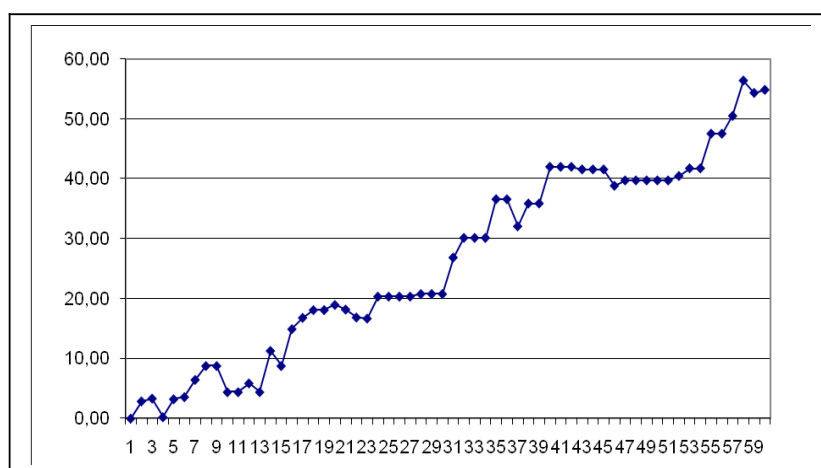


Figura 152 - Estimador 5 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

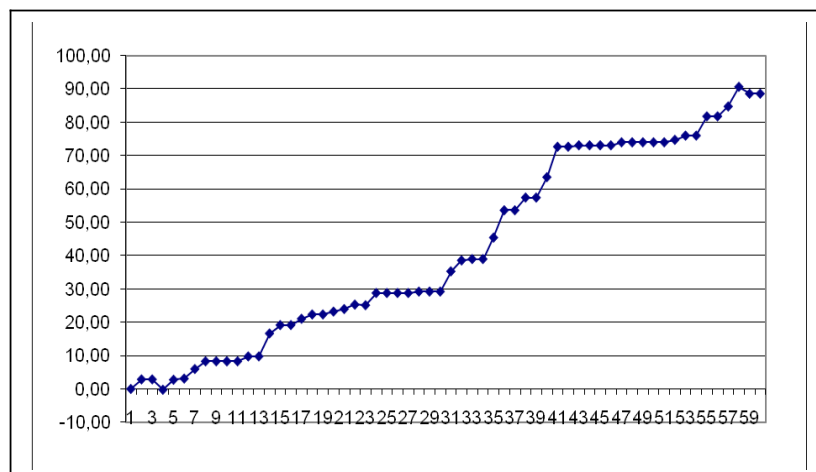


Figura 153 - Estimador 6 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

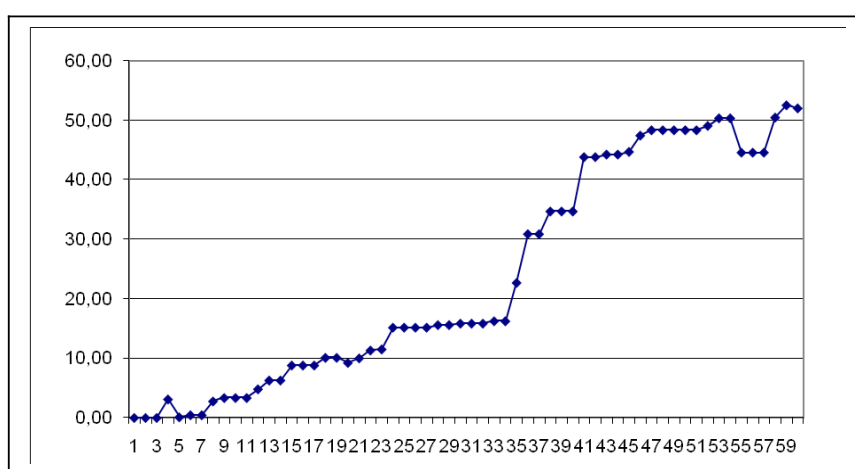


Figura 154 - Estimador 7 – Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

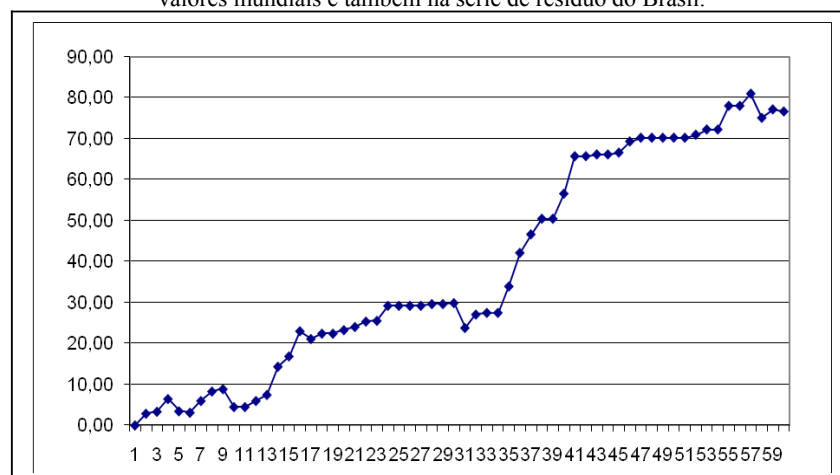


Figura 155 - Estimador 8 - Explicar o retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.

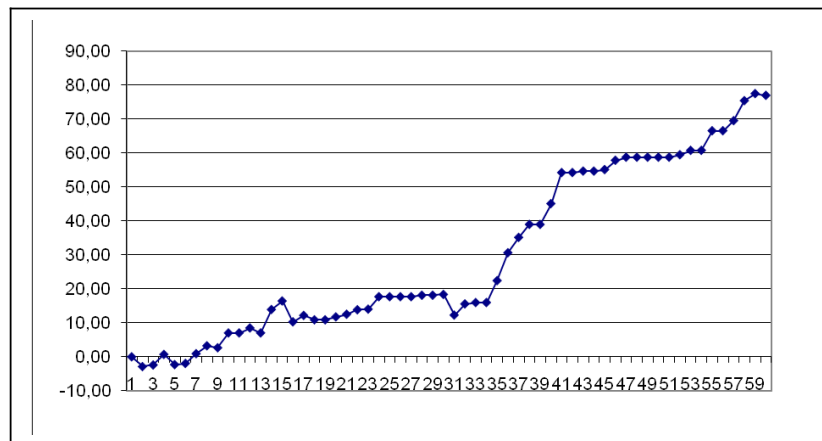


Figura 156 - Estimador 9 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais.

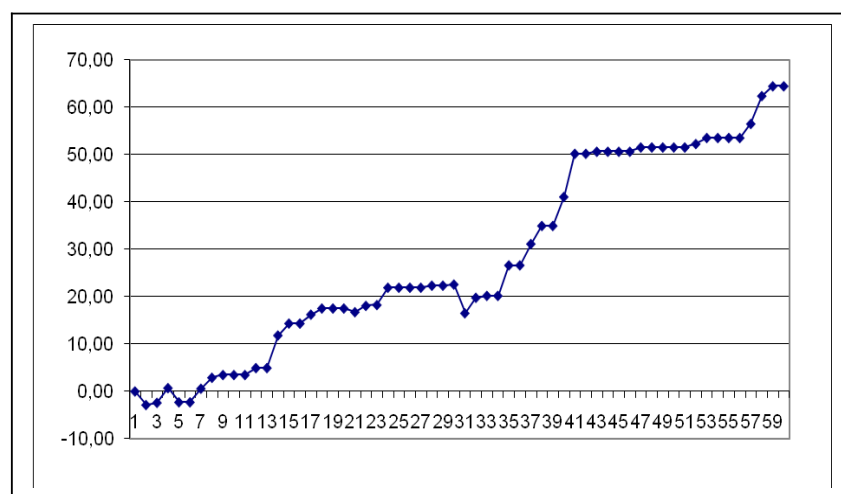


Figura 157 - Estimador 10 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores utilizando o controle de variáveis.

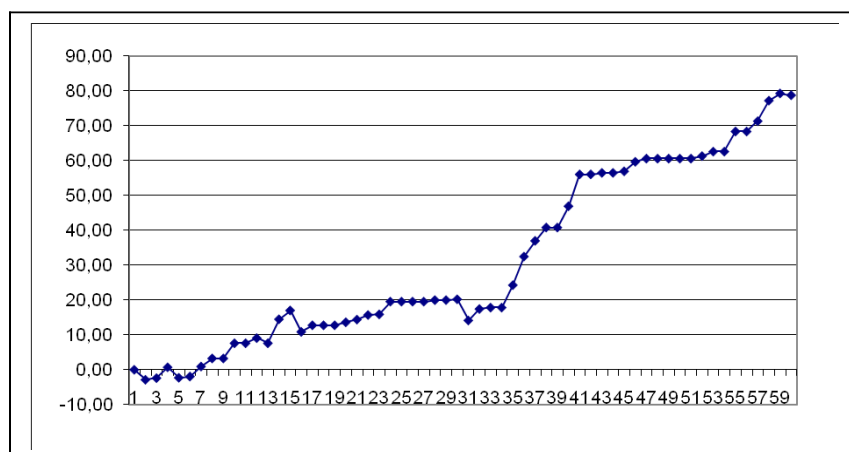


Figura 158 - Estimador 11 – Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil.

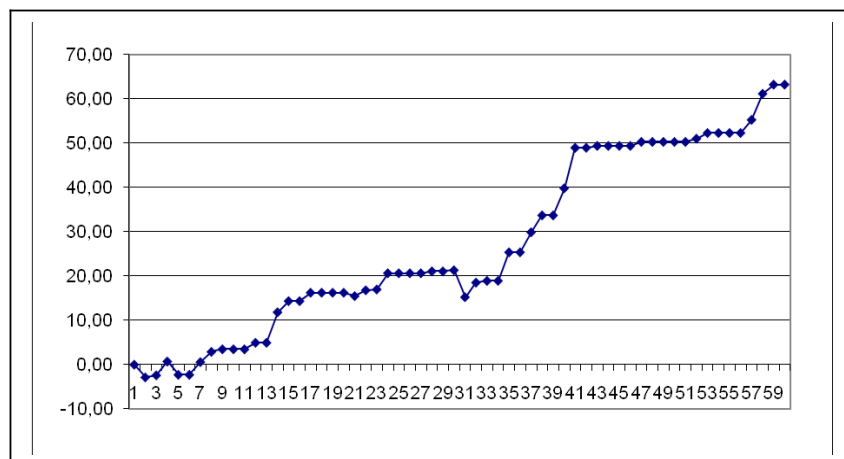


Figura 159 - Estimador 12 - Explicar o resíduo da série de retorno do IBOVESPA baseado nas séries de resíduos das outras bolsas de valores mundiais e também na série de resíduo do Brasil utilizando o controle de variáveis de entrada.